多传感器编队目标跟踪技术

王海鹏　董云龙　熊　伟　潘新龙　贾舒宜　著

電子工業出版社
Publishing House of Electronics Industry
北京・BEIJING

VISIT…

内 容 简 介

本书是关于多传感器编队目标跟踪方法的一部专著，是著者对国内外近 30 年来该领域研究进展和自身研究成果的总结。全书由 6 章组成，主要内容有绪论、编队目标航迹起始算法、复杂背景下集中式多传感器编队目标跟踪算法、集中式多传感器机动编队目标跟踪算法、系统误差下编队目标航迹关联算法、结论及展望。

本书可供从事信息工程、C^3I 系统、雷达工程、电子对抗、红外、声呐、军事指挥等专业的科技人员阅读和参考，还可作为上述专业的高年级本科生或研究生教材，同时也可供从事激光、机器人、遥感、遥测等领域的工程技术人员参考。

未经许可，不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。
版权所有，侵权必究。

图书在版编目（CIP）数据

多传感器编队目标跟踪技术/王海鹏等著. —北京：电子工业出版社，2016.9

ISBN 978-7-121-29946-9

Ⅰ. ①多… Ⅱ. ①王… Ⅲ. ①目标跟踪 Ⅳ. ①TN953

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2016）第 225426 号

策划编辑：曲 昕
责任编辑：康 霞
印 刷：
装 订：
出版发行：电子工业出版社
北京市海淀区万寿路 173 信箱 邮编 100036
开 本：720×1000 1/16 印张：11 字数：156 千字
版 次：2016 年 9 月第 1 版
印 次：2016 年 9 月第 1 次印刷
定 价：58.00 元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题，请向购买书店调换。若书店售缺，请与本社发行部联系，联系及邮购电话：（010）88254888，88258888。

质量投诉请发邮件至 zlts@phei.com.cn，盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

本书咨询联系方式：（010）88254468，quxin@phei.com.cn，QQ382222503。

Abstract

Now the multi-sensor formation targets tracking technique is a very important and difficult research of the target tracking field. This book has the intensive research on some key problems in formation targets tracking field and proposes many algorithms of formation targets tracking which are novel and easily applied in engineering.

1. To resolve the correct track initiation problem of the targets in a formation, formation targets gray track initiation algorithm based on relative position vector is proposed firstly. Secondly, centralized multi-sensor formation targets gray track initiation algorithm is advanced by expanding the above single sensor algorithm to the centralized multi-sensor system. Finally, centralized multi-sensor formation targets track initiation algorithm based on moving state is proposed based on the similarity of the target moving modes in a formation at the track initiation stage.

2. To resolve the multi-sensor tracking problem of the targets in a non-maneuvering formation with the complicated background, the deletion models of the cloud-rain clutter and the banded interference are established firstly. Secondly, the centralized multi-sensor formation targets tracking algorithm based on template matching and the centralized multi-sensor formation targets particle filter based on shape and azimuth descriptor are advanced respectively.

3. To resolve the correct tracking of the targets in a maneuvering formation with the multi-sensor detections, the tracking models of the four typical formation targets maneuvering patterns, namely, the whole maneuver, splitting, merging and dispersing are obtained. Furthermore, maneuvering formation targets tracking algorithms based on different structure JPDA and patulous generalized S-D assignment are proposed respectively based on the above models.

4. To resolve the target tracking in a formation with the systematic errors, the track correlation study of the formation targets with systematic errors is done with the distributed multi-sensor system. Formation targets track correlation algorithms with

systematic Errors Based on double fussy topology and error compensation are gained respectively.

This book could be used by the scientific and technical staffs engaged in information engineering, C3J system, radar engineering, electronic countermeasures, infrared technique, sonar technique, military command etc. to read and consult, and can also serve as textbook of upperclassman and graduate students of the above professions. This book also can be referenced by engineering staffs engaged in laser, robot, remote sensing and measure.

前　言

多传感器编队目标跟踪技术是现阶段目标跟踪领域的研究重点和难点之一。本书以国家自然科学基金资助项目、山东省自然科学基金资助项目为背景依托，针对编队目标跟踪领域中的一些关键问题进行了深入研究，提出多种新的、便于工程应用的多传感器编队目标跟踪算法。

全书共分为 6 章，第 1 章介绍多传感器编队目标跟踪的研究背景、国内外研究现状，以及一些有待解决的关键问题。第 2 章介绍编队航迹目标起始算法，为解决编队内目标难以正确起始的问题，提出基于相对位置矢量的编队目标灰色航迹起始算法、集中式多传感器编队目标灰色航迹起始算法和基于运动状态的多传感器编队目标航迹起始算法。第 3 章介绍复杂背景下集中式多传感器编队目标跟踪算法，为解决复杂背景下多传感器非机动编队内目标的跟踪问题，首先基于群分割中图像法的思想建立了云雨杂波剔除模型和带状干扰剔除模型，然后基于相邻时刻同一编队内目标真实回波空间结构相对固定的特性，分别提出基于模板匹配的集中式多传感器编队目标跟踪算法和基于形状方位描述符的集中式多传感器编队目标粒子滤波算法。第 4 章介绍集中式多传感器机动编队目标跟踪算法，为解决多传感器探测下无法正确跟踪机动编队内目标的问题，首先建立了整体机动、分裂、合并、分散四种典型机动模式下的编队目标跟踪模型，然后提出变结构 JPDA 机动编队目标跟踪算法和扩展广义 *S*-维分配机动编队目标跟踪算法。第 5 章介绍系统误差下编队目标航迹关联算法，为解决系统误差下编队内目标的跟踪问题，提出基于双重模糊拓扑的编队目标航迹关联算法和基于误差补偿的编队目标航迹关联算法。第 6 章回顾和总结本书的研究成果，并对某些问题提出进一步的研究建议。

本书由烟台海军航空工程学院王海鹏、董云龙、熊伟、潘新龙、贾舒宜著。多传感器编队目标跟踪技术是信息融合领域的一个研究热点，本书不可能对这个领域的发展做出统揽无余的介绍。为此，我们在本书最后一章对一些新的研究思路进行了展望，供读者进一步研究参考。同时，由于著者水平有限，书中难免还存在一些缺点和错误，殷切希望广大读者批评指正。

目　录

第 1 章　绪论 ····· 1

1.1　研究背景 ····· 1
1.2　国内外研究现状 ····· 2
1.2.1　航迹起始 ····· 3
1.2.2　航迹维持 ····· 3
1.2.3　机动跟踪 ····· 4
1.3　多传感器编队目标跟踪技术中有待解决的一些关键问题 ····· 4
1.3.1　杂波环境下编队目标航迹起始技术 ····· 4
1.3.2　复杂环境下集中式多传感器编队目标跟踪技术 ····· 5
1.3.3　集中式多传感器机动编队目标跟踪技术 ····· 6
1.3.4　系统误差下编队目标航迹关联技术 ····· 7
1.4　本书的主要内容及安排 ····· 8

第 2 章　编队目标航迹起始算法 ····· 9

2.1　引言 ····· 9
2.2　基于相对位置矢量的编队目标灰色航迹起始算法 ····· 9
2.2.1　基于循环阈值模型的编队预分割 ····· 11
2.2.2　基于编队中心点的预互联 ····· 12
2.2.3　RPV-FTGTI 算法 ····· 13
2.2.4　编队内目标航迹的确认 ····· 19
2.2.5　编队目标状态矩阵的建立 ····· 19
2.2.6　仿真比较与分析 ····· 20
2.2.7　讨论 ····· 34
2.3　集中式多传感器编队目标灰色航迹起始算法 ····· 35
2.3.1　多传感器编队目标航迹起始框架 ····· 35
2.3.2　多传感器预互联编队内杂波的剔除 ····· 36
2.3.3　多传感器编队内量测合并模型 ····· 37
2.3.4　航迹得分模型的建立 ····· 38
2.4　基于运动状态的集中式多传感器编队目标航迹起始算法 ····· 40

2.4.1　同状态航迹子编队获取模型 …… 40
2.4.2　多传感器同状态编队关联模型 …… 45
2.4.3　编队内航迹精确关联合并模型 …… 46
2.5　仿真比较与分析 …… 46
2.5.1　仿真环境 …… 47
2.5.2　仿真结果及分析 …… 47
2.6　本章小结 …… 55
第 3 章　复杂背景下集中式多传感器编队目标跟踪算法 …… 57
3.1　引言 …… 57
3.2　系统描述 …… 57
3.3　云雨杂波和带状干扰剔除模型 …… 58
3.3.1　云雨杂波剔除模型 …… 59
3.3.2　带状干扰剔除模型 …… 61
3.3.3　验证分析 …… 61
3.4　基于模板匹配的集中式多传感器编队目标跟踪算法 …… 64
3.4.1　基于编队整体的预互联 …… 64
3.4.2　模板匹配模型的建立 …… 65
3.4.3　编队内航迹的状态更新 …… 69
3.4.4　讨论 …… 69
3.5　基于形状方位描述符的集中式多传感器编队目标粒子滤波算法 …… 70
3.5.1　编队目标形状矢量的建立 …… 70
3.5.2　相似度模型的建立 …… 72
3.5.3　冗余图像的剔除 …… 74
3.5.4　基于粒子滤波的状态更新 …… 74
3.6　仿真比较与分析 …… 75
3.6.1　仿真环境 …… 75
3.6.2　仿真结果 …… 76
3.6.3　仿真分析 …… 76
3.7　本章小结 …… 79
第 4 章　集中式多传感器机动编队目标跟踪算法 …… 81
4.1　引言 …… 81
4.2　典型机动编队目标跟踪模型的建立 …… 81

4.2.1　编队整体机动跟踪模型的建立 …… 81
4.2.2　编队分裂跟踪模型的建立 …… 85
4.2.3　编队合并跟踪模型的建立 …… 87
4.2.4　编队分散跟踪模型的建立 …… 89
4.3　变结构 JPDA 机动编队目标跟踪算法 …… 92
4.3.1　事件的定义 …… 92
4.3.2　编队确认矩阵的建立 …… 93
4.3.3　编队互联矩阵的建立 …… 94
4.3.4　编队确认矩阵的拆分 …… 96
4.3.5　概率的计算 …… 97
4.3.6　编队内航迹的状态更新 …… 100
4.4　扩展广义 *S*-维分配机动编队目标跟踪算法 …… 101
4.4.1　基本模型的建立 …… 101
4.4.2　编队量测的划分 …… 103
4.4.3　3-维分配问题的构造 …… 105
4.4.4　广义 *S*-维分配问题的构造 …… 106
4.4.5　编队内航迹的状态更新 …… 107
4.5　仿真比较与分析 …… 107
4.5.1　仿真环境 …… 108
4.5.2　仿真结果 …… 109
4.5.3　仿真分析 …… 113
4.6　本章小结 …… 114

第 5 章　系统误差下编队目标航迹关联算法 …… 117

5.1　引言 …… 117
5.2　系统误差下基于双重模糊拓扑的编队目标航迹关联算法 …… 117
5.2.1　基于循环阈值模型的编队航迹识别 …… 118
5.2.2　第一重模糊拓扑关联模型 …… 119
5.2.3　第二重模糊拓扑关联模型 …… 123
5.3　系统误差下基于误差补偿的编队目标航迹关联算法 …… 125
5.3.1　编队航迹状态识别模型 …… 125
5.3.2　编队航迹系统误差估计模型 …… 128
5.3.3　误差补偿和编队内航迹的精确关联 …… 130
5.3.4　讨论 …… 131

5.4 仿真比较与分析 …… 131
5.4.1 仿真环境 …… 132
5.4.2 仿真结果及分析 …… 133
5.5 本章小结 …… 135
第 6 章 结论及展望 …… 137
附录 A 式（2-17）中阈值参数 ε 的推导 …… 143
附录 B 式（5-19）的推导 …… 147
参考文献 …… 151

第1章 绪 论

1.1 研究背景

在现实环境中，经常因为不可控制或特定人为目的等因素，会在一个较小的空域范围内构成一个复杂的目标群，如空间碎片的分裂、弹道导弹突防过程中伴随的大量诱饵、导弹和飞机编队等，这些目标分布范围较小，运动特征差异不明显，相对运动速度较低且特性接近。目标跟踪领域将此类目标称为编队目标[1~6]。

传统的多传感器多目标跟踪算法[7~27]对编队目标的跟踪效果十分有限。此类算法通常基于测量直接对编队内目标进行建航，但因编队内目标间距较小，各目标跟踪波门会严重交叠，数据互联难度大增；而且，因编队内目标行为模式相似，错误的航迹起始及维持能在后续时刻得以延续，易造成整体态势混乱。

为解决该问题，近年来国内外学者提出一系列编队目标跟踪算法[1~6,28~51]，基本思路大多为：利用各种技术建立编队的等效量测，基于等效量测实现目标编队的整体跟踪。其优点是避免了编队内目标的相互影响，降低了跟踪混乱和计算量爆炸的概率，提高了整个跟踪系统的稳定性，节省了大量雷达资源。但随着传感器分辨率的提高，逐步表现出以下不足：第一，现有编队目标跟踪算法的推导环境大多比较简单，通常假设编队中个体目标完全可辨，然而在实际探测过程中，因目标的互相遮挡、传感器分辨率不够充分等因素，

编队目标通常是部分可辨的；第二，在一些实际工程应用中，如低空编队突防目标的拦截[52]、编队内具有特殊价值的目标跟踪[53]等，在跟踪整个编队的同时，十分需要对编队内个体目标进行单独跟踪，然而现有编队目标跟踪算法通常只能得到编队整体状态，没有考虑编队内目标的精确跟踪问题；第三，如今目标空间已扩展到陆、海、空、天、电多维空间，雷达、红外、声呐、卫星等都是获取目标信息的传感器，为有效改善编队内目标的精确跟踪效果，工程上需要利用多部传感器、从不同测向观测编队目标，然而现有算法只考虑了单传感器情况，对更复杂的多传感器情况没有研究。

因此，为实现复杂环境下多传感器编队内目标的精确跟踪，需要研究适用于多传感器编队目标跟踪的新方法和新机理。本书在对传统目标跟踪算法和现有编队目标跟踪算法进行总结与进一步修正的基础上，针对编队目标跟踪在具体工程应用中所面临的一些实际问题，结合工程实践，提出几种便于工程实现的多传感器编队目标跟踪算法模型。本书的研究成果在地面、海面及空间目标监控、人群和兽群跟踪、火力控制与武器拦截等邻域将有广泛的应用前景，对推动目标跟踪技术领域的发展具有重要的科学和实际意义。

1.2 国内外研究现状

现阶段编队目标跟踪技术研究大致可分为 3 个方面：

（1）编队目标的航迹起始技术研究；

（2）编队目标的航迹维持技术研究；

（3）编队目标的机动跟踪技术研究。

1.2.1　航迹起始

在航迹起始方面，现有算法大多首先基于 K 方法[1,28]、集群引晶方法[1,29]、图解法[30]等进行编队分割，然后基于编队的等效量测[2,3,31]采用传统起始方法进行编队的互联和编队整体速度的估计，最终得出编队等效量测的状态值。这些算法的优点是避免了编队内量测的交叉错误关联，降低了计算量；缺点主要有两个：第一，因随时可能有新成员加入编队、旧成员离开编队，而且探测系统通常无法对编队内目标进行连续测量，所以在杂波环境下简单依靠空间距离直接对编队分割不准确，进而造成编队的互联和编队速度的估计不稳定，所起始航迹精确度较低。第二，现有编队目标航迹起始算法大多只能得到编队的整体状态，没有研究编队内目标的航迹起始问题，漏航迹起始率较大。为解决上述问题，文献[32]提出了关联与区别算法、中心外推法两种编队内目标的速度估计方法，但只适用于编队内量测数很少的情况。

1.2.2　航迹维持

在航迹维持方面，国内外学者提出了多种算法，如重心群跟踪算法[7,33]，编队群跟踪算法[4,5,35~38]，基于 JPDA[39]、MHT[6]、粒子滤波[40]、贝叶斯递推[41]等传统数据互联方法[54~60]的编队目标跟踪算法，基于遗传算法[42]、动态网络[43]、广义 Janossy 量测密度方程[44]、PHDF[45]的编队目标跟踪算法等，这些算法部分解决了编队整体和编队内目标的跟踪问题，但前提大多为探测系统可完全分辨编队内目标，而实际工程应用中，编队目标会存在部分可辨的情况。为此，文献[46]研究了测量起源模糊时的群结构及状态估计问题，文献[47]基于随机集对部分可辨群目标及扩展目标的数据互联和航迹维持问题进行了分析，文献[48]提出了一种基于 SMC-PHDF 的部分可分辨的群目标跟踪算法，可直接获得群的个数、质心状态及形状，但这些算法均无法获得部分可辨时编队内目标的精确

航迹，且推导环境相对单一，在多传感器、系统误差[61~65]、传感器不等维[66]等复杂背景下难以应用。

1.2.3 机动跟踪

在机动跟踪方面，目前的研究相对滞后，且大多集中于从位置、方向、航迹历史等方面理清群分裂、合并及交叉的逻辑关系，然后基于 PDA[49]、模式空间[50]、MCMC 粒子滤波[51]、SMC-PHDF[48]等方法完成编队目标的机动处理；总体上仍着眼于编队整体，对机动情况下编队内目标的航迹变化研究较少，对多传感器探测下机动编队内目标的跟踪没有研究。

1.3 多传感器编队目标跟踪技术中有待解决的一些关键问题

近年来，随着传感器性能尤其是分辨率的提高，越来越多的学者开始关注如何利用多个传感器获得的综合信息改善编队目标的跟踪性能，这使得编队目标跟踪领域出现许多有待解决的关键问题。本节主要结合本书的研究内容对部分关键问题进行讨论。

1.3.1 杂波环境下编队目标航迹起始技术

航迹起始是多传感器多目标跟踪中需要解决的首要问题，其正确性是降低多目标跟踪固有组合爆炸的有效措施。编队目标的航迹起始比传统多目标的航迹起始要复杂得多，传统的航迹起始算法[67~85]对编队目标的起始效果不理想[1,3,32]。首先，编队中各目标空间距离较小，如果采用直观法[7]、逻辑法[7,76,85]对编队内目标分别建航，各目标的起始波门会严重交叉，因量测误差、外推

误差的存在，编队内目标与量测极易出现错误的交叉互联。其次，因为编队内各目标行为模型相似，各目标回波前、后时刻交叉关联性很强，错误的临时航迹能在后续时刻找到关联值，直观法、逻辑法等传统目标起始算法的航迹确认规则无法抑制错误航迹的输出，最终造成虚假航迹起始率增大；如果采用基于 Hough 变换的各种航迹起始算法[80~84]对编队内目标建航，对需建航的目标而言，其他目标的回波均为杂波，因误差的存在，易出现局部极大值，从而造成编队内各目标量测交叉关联，正确航迹起始率下降。现有编队目标航迹起始算法虽避免了编队内各目标回波间的交叉关联错误，降低了计算量，但在密集杂波环境下对编队的互联和编队速度的估计不稳定，所起始航迹精确度较低，虚假航迹起始率很高，且只能得到编队整体的状态，没有考虑编队内目标的航迹起始问题，漏航迹起始率较大。此外，目前尚没有文献对集中式多传感器编队目标航迹起始问题进行研究。

针对上述问题，有必要深入分析航迹起始阶段编队内目标量测的特性，研究如何结合这些特性实现单传感器或多传感器探测系统中的杂波剔除及点-点互联，成功完成编队内目标的精确航迹起始。

1.3.2　复杂环境下集中式多传感器编队目标跟踪技术

航迹维持是目标跟踪过程的核心内容。与传统多目标相比，编队内目标的航迹维持更加复杂，利用传统多目标跟踪算法维持编队内目标航迹会出现漏跟、错跟、多跟等情况，跟踪效果亟须改善，而且现有编队目标跟踪算法大多基于编队整体进行跟踪，未考虑编队内目标的跟踪问题；而小部分考虑编队内目标航迹维持的算法跟踪环境又相对单一，难以适用于云雨杂波[86~89]、带状干扰[90~94]等复杂背景；此外，当工程上利用组网传感器探测编队目标时，必然需要进行数据互联和融合等处理，而对于集中式多传感器编队目标跟踪

技术，目前尚没有文献进行研究。

针对上述问题，有必要深入分析云雨杂波、带状干扰等复杂环境下集中式多传感器系统中编队内目标的量测特性，研究如何在不影响编队内目标真实回波的前提下最大限度地消除云雨杂波和带状干扰的不利影响，实现编队内目标的多维点-航互联及量测合并，完成复杂环境下集中式多传感器编队内目标的精确跟踪。

1.3.3 集中式多传感器机动编队目标跟踪技术

在编队目标运动过程中，基于特定的战术或目的，编队目标随时会发生转弯、爬升、俯冲等整体机动，还会出现分裂、合并、分散等编队目标特有的机动模式，在这种情况下，编队内目标结构将发生变化，导致多传感器对编队内个体目标的分辨状态更为复杂，杂波环境下多传感器机动编队目标的精确跟踪问题变得十分困难。传统的多传感器机动目标跟踪技术[95~120]难以跟踪机动编队目标，主要原因为：（1）当编队目标发生分裂、合并或分散时，传统的机动目标跟踪模型不再匹配；（2）编队内目标一般相距较近，因而回波交叉影响严重，再加上杂波的影响，当编队发生机动时，易出现跟丢、跟错等现象；（3）利用组网传感器探测编队目标时，因传感器与编队内目标的角度不同，各传感器对同一机动编队目标的探测状态可能不一致，实现多传感器信息的互补和剔除更加困难。现有机动编队目标跟踪算法大多基于编队整体对分裂、合并进行研究，对多传感器探测下发生机动时编队内目标的航迹更新问题尚未有文献报道，已不能满足目标跟踪领域的实际工程需求。

针对上述问题，有必要深入分析多传感器探测下编队发生机动时编队内目标的量测特性，研究如何建立编队整体机动、分裂、合并、分散等典型编队机动模式下的编队跟踪模型和编队机动模式判别模型，实现各机动模式下

编队内目标的状态更新。

1.3.4　系统误差下编队目标航迹关联技术

在实际工程应用中，用于探测编队目标的组网传感器可能带有一定的系统误差，为实现系统误差下编队目标的跟踪，需研究分布式多传感器编队目标跟踪技术，其中单传感器编队目标的跟踪和系统误差下编队目标的航迹关联是研究的重点和难点。经分析可知，单传感器编队目标跟踪问题可基于前面提出的编队目标跟踪技术解决，因此系统误差下编队目标的航迹关联成为必须解决的关键技术。然而，传统的系统误差下航迹关联算法[121~148]对编队内目标航迹的复杂性估计不足，设计相对简单，整体关联效果十分有限。首先，编队中各目标空间距离较小且行为模型相似；如采用系统误差下的模糊航迹关联算法[142,143]，其模糊因素集中的航向、航速等因子已丧失对关联判决的辅助作用，继续采用会干扰正确的模糊评判，加大航迹错误关联率；如采用基于复数域拓扑描述的航迹对准关联算法[144]，其航迹粗关联波门严重交叠，关联信息矩阵的拆分易引起计算爆炸，难以满足实际工程系统的实时性要求；如采用基于整体图像匹配的航迹对准关联算法[145~148]，其估计旋转和平移量的时间会延长，且当量测误差较大时，其估计值可能发散，不能实现航迹的实时准确关联。其次，编队内各目标航迹特性接近，错误的航迹关联在后续时刻会继续存在，此时采用传统的双门限准则进行关联对的确认，会增大错误航迹关联率。此外，在编队目标跟踪研究领域，尚未有文献对系统误差下编队目标的航迹关联问题进行研究。

针对上述问题，有必要深入分析系统误差下编队内目标航迹的量测特性，研究如何消除系统误差对编队内目标航迹关联的不利影响，实现编队目标的航迹关联。

1.4　本书的主要内容及安排

根据上述关键技术，本书针对多传感器编队目标跟踪问题展开研究，内容具体安排如下：

第 2 章，基于航迹起始阶段编队内各目标相对位置的缓慢漂移特性和各目标运动模式的相似性，研究杂波环境下的单传感器和集中式多传感器编队目标航迹起始算法。

第 3 章，基于群分割中图解法的思想，研究云雨杂波和带状干扰剔除模型；基于相邻时刻同一编队内目标真实回波空间结构相对固定的特性，研究杂波环境下集中式多传感器编队目标跟踪算法。

第 4 章，基于编队发生机动时的量测特性，研究杂波环境下编队整体机动、分裂、合并、分散四种基本模式的跟踪模型；基于 JPDA 算法和广义 S-D 分配算法，研究杂波环境下集中式多传感器机动编队目标跟踪算法。

第 5 章，基于拓扑信息理论和误差估计理论，研究系统误差下编队目标航迹关联算法。

第 6 章，结论及展望。

第 2 章　编队目标航迹起始算法

2.1　引言

航迹起始是编队目标跟踪中需要解决的首要问题。传统的目标航迹起始技术和现有的编队目标航迹起始技术均难以实现多传感器探测时编队内目标的精确航迹起始，为弥补上述不足，本章首先在 2.2 节中研究单传感器编队目标航迹起始技术，基于航迹起始阶段编队内各目标相对位置的缓慢漂移特性[1,2]，提出基于相对位置矢量的编队目标灰色航迹起始（Formation Targets Gray Track Initiation Algorithm Based on Relative Position Vector：RPV-FTGTI）算法；然后在 2.3 节中将 RPV-FTGTI 算法扩展至集中式多传感器系统，提出集中式多传感器编队目标灰色航迹起始（Centralized Multi-sensor Formation Targets Gray Track Initiation：CMS-FTGTI）算法；并在 2.4 节中基于航迹起始阶段编队内各目标运动模式的相似性[1,2]，提出基于运动状态的集中式多传感器编队目标航迹起始（Centralized Multi-sensor Formation Targets Track Initiation Algorithm Based on Moving State：MS-CMS-FTTI）算法；最后，在 2.5 节中设计几种与实际起始背景相近的仿真环境，对本章算法的综合起始性能进行验证和分析。

2.2　基于相对位置矢量的编队目标灰色航迹起始算法

为解决杂波环境下编队内目标的航迹起始问题，本节首先给出了编队目

标航迹起始的完整框架。

设 $\boldsymbol{Z}(k)$ 为传感器所获得的第 k 个量测集，即

$$\boldsymbol{Z}(k)=\{\boldsymbol{z}_i(k)\}\quad（i=1,2,\cdots,m_k）\tag{2-1}$$

式中，m_k 为量测个数；$\boldsymbol{z}_i(k)=[x,y,t]^{\mathrm{T}}$，$x$、$y$ 为 2 维传感器探测下大地直角坐标系中的量测值，t 为雷达系统输出量测 $\boldsymbol{z}_i(k)$ 的实际时间（现有部分雷达系统按扇区输出量测，即使在同一个探测周期，各量测的输出时间也可能不同）。

设 k 时刻传感器已确认航迹由传统多目标航迹和编队目标航迹组成，航迹起始过程包括传统多目标和编队目标双重航迹起始过程，完整起始框架如图 2-1 所示。

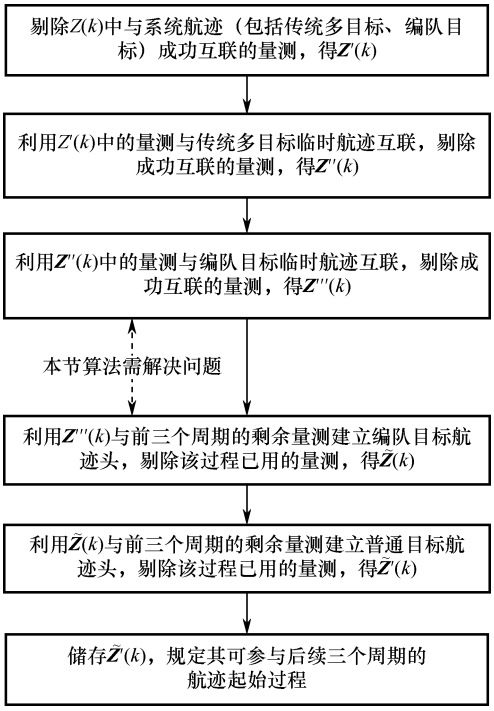

图 2-1　编队目标航迹起始框架图

为完成图 2-1 中的第 3、4 步，本节提出了 RPV-FTGTI 算法，具体流程如图 2-2 所示。

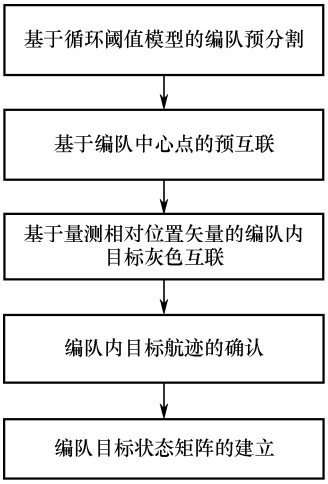

图 2-2　RPV-FTGTI 算法流程图

2.2.1　基于循环阈值模型的编队预分割

循环阈值模型[149]基于各量测空间距离与常数阈值间的大小关系完成编队的预分割，预分割结果不作为编队的最终分割结果，该点区别于现有的编队目标航迹起始算法。定义 $\boldsymbol{Z}'''(k)$ 中 $\boldsymbol{z}_{i_1}(k)=[x_{i_1k},y_{i_1k},t_{i_1k}]^{\mathrm{T}}$ 与 $\boldsymbol{z}_{i_2}(k)=[x_{i_2k},y_{i_2k},t_{i_2k}]^{\mathrm{T}}$ 的距离为

$$d(\boldsymbol{z}_{i_1}(k),\boldsymbol{z}_{i_2}(k))=\sqrt{(x_{i_1k}-x_{i_2k})^2+(y_{i_1k}-y_{i_2k})^2} \tag{2-2}$$

若 $d(\boldsymbol{z}_{i_1}(k),\boldsymbol{z}_{i_2}(k))<d_0$，则判定量测 $\boldsymbol{z}_{i_1}(k)$ 和 $\boldsymbol{z}_{i_2}(k)$ 属于同一个编队。其中，$\boldsymbol{Z}'''(k)$ 为图 2-1 中第 3 步完成后得到的量测集；d_0 为常数阈值，主要取决于编队目标的类型（可根据目标出现的场景进行粗判断）。具体分割过程如图 2-3 所示。同理，对图 2-1 中第 2 步完成后得到的量测集 $\boldsymbol{Z}''(k)$、前三个周期的剩

余量测均可依照图 2-3 完成编队的预分割，在此不再赘述。

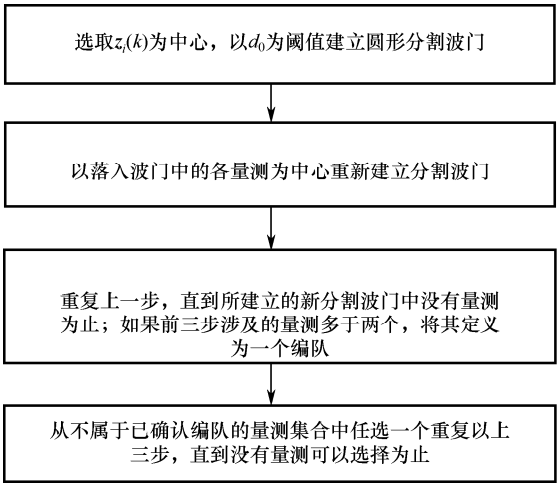

图 2-3　循环阈值模型流程图

2.2.2　基于编队中心点的预互联

设预分割后 $\boldsymbol{Z}'''(k)$ 包含 m 个编队目标，要完成编队的预互联，需要首先计算编队目标的等效量测，在此定义编队的中心点为编队的等效量测。设 $\bar{\boldsymbol{Z}}_j(k)=[\bar{x}_{jk},\bar{y}_{jk},\bar{t}_{jk}]$ 为第 j 个编队 U_j 的中心点，且

$$\bar{x}_{jk}=\frac{1}{\tilde{m}_j}\sum_{l=1}^{\tilde{m}_j}x_{lk}^j,\ \bar{y}_{jk}=\frac{1}{\tilde{m}_j}\sum_{l=1}^{\tilde{m}_j}y_{lk}^j,\ \bar{t}_{jk}=\max_{l=1}^{\tilde{m}_j}\{t_{lk}^j\} \tag{2-3}$$

其中，$\boldsymbol{z}_l^j(k)=[x_{lk}^j,y_{lk}^j,t_{lk}^j]^{\mathrm{T}}$ 是 U_j 的第 l 个量测；$\tilde{m}_j$ 为预分割后 U_j 的量测个数。同时定义 $\bar{\boldsymbol{R}}_j(k)$ 为 $\bar{\boldsymbol{Z}}_j(k)$ 的量测误差协方差，且

$$\bar{\boldsymbol{R}}_j(k)=\frac{1}{\tilde{m}_j}\sum_{j=1}^{\tilde{m}_j}\boldsymbol{R}_l^j(k) \tag{2-4}$$

式中，$\boldsymbol{R}_l^j(k)$ 为 $\boldsymbol{z}_l^j(k)$ 的量测误差协方差。

为降低计算量，规定从当前时刻向前 3 个时刻内的剩余量测有效；设 $\bar{\boldsymbol{Z}}_{j'}=[\bar{x}_{j'},\bar{y}_{j'},\bar{t}_{j'}]'$ 为 k−3 时刻到 k 时刻剩余量测中编队目标 $U_{j'}$ 的中心点；若

$$\boldsymbol{d}'_{jj'}[\bar{\boldsymbol{R}}_j+\bar{\boldsymbol{R}}_{j'}]^{-1}\boldsymbol{d}_{jj'}\leqslant\gamma \tag{2-5}$$

则判定 U_j 与 $U_{j'}$ 可建立新的编队航迹头。式中，$\bar{\boldsymbol{R}}_j$ 与 $\bar{\boldsymbol{R}}_{j'}$ 分别为 $\bar{\boldsymbol{Z}}_j(k)$ 与 $\boldsymbol{Z}_{j'}$ 的量测误差协方差；γ 为门限值；

$$\begin{aligned}\boldsymbol{d}_{jj'}=&[\max[0,\bar{x}_{jk}-\bar{x}_{j'}-\boldsymbol{v}^x_{\max}t]+\max[0,-\bar{x}_{jk}+\bar{x}_{j'}+v^x_{\min}t],\\&\max[0,\bar{y}_{ik}-\bar{y}_{j'}-\boldsymbol{v}^y_{\max}t]+\max[0,-\bar{y}_{ik}+\bar{y}_{j'}+v^y_{\min}t]]^{\mathrm{T}}\end{aligned} \tag{2-6}$$

式中，$\boldsymbol{v}_{\max}=[v^x_{\max},v^y_{\max}]^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{v}_{\min}=[v^x_{\min},v^y_{\min}]^{\mathrm{T}}$ 为编队目标速度的最大值和最小值；$t=\bar{t}_{jk}-\bar{t}_{j'}$。

若判断 U_j 与第 j' 条编队目标临时航迹关联，除需要满足式（2-5）外，还需要满足一定的角度限制规则，具体规则同直观法[7]相同，在此不再赘述。

2.2.3　RPV-FTGTI 算法

由编队的定义可知，编队内各目标的相对位置是缓慢漂移的，相邻几个周期同一编队内目标回波可构成一个结构相对稳定的整体，发生仿射变换的幅度较小（主要受量测误差的影响）。在航迹起始阶段，对相邻时刻预互联成功的编队目标而言，其内部目标回波的相对位置关系基本不变，只是整体发生了平移和旋转，但前、后周期内杂波的出现是随机的，不存在真实目标回波所具有的整体关联性。这是基于量测相对位置矢量完成编队内目标灰色互联的理论基础。

1．量测相对位置矢量的建立

设 $\boldsymbol{Z}_1$ 与 $\boldsymbol{Z}_2$ 为相邻周期预互联成功的两个编队，$\boldsymbol{Z}_1$ 在前，$\boldsymbol{Z}_2$ 在后，且

$$\boldsymbol{Z}_1=\{\boldsymbol{z}_{l_1}^1\}_{l_1=1}^{\tilde{m}_1}\text{、}\ \boldsymbol{Z}_2=\{\boldsymbol{z}_{l_2}^2\}_{l_2=1}^{\tilde{m}_2} \tag{2-7}$$

式中，$\tilde{m}_1$和$\tilde{m}_2$为两个编队中的量测个数。建立$\boldsymbol{Z}_1$与$\boldsymbol{Z}_2$中各量测的相对位置矢量可分为以下两步进行。

1）对应坐标系的建立

（1）基本坐标系与参考坐标系的建立

在$\boldsymbol{Z}_1$中任选两个量测$\boldsymbol{z}_1^1=[x_1^1,y_1^1]^{\mathrm{T}}$和$\boldsymbol{z}_2^1=[x_2^1,y_2^1]^{\mathrm{T}}$，若$\boldsymbol{Z}_2$中存在两个量测$\boldsymbol{z}_1^2=[x_1^2,y_1^2]^{\mathrm{T}}$和$\boldsymbol{z}_2^2=[x_2^2,y_2^2]^{\mathrm{T}}$，其连线的长度、方向与$\boldsymbol{z}_1^1$和$\boldsymbol{z}_2^1$连线的长度、方向基本相同，即满足式（2-8），则以$\boldsymbol{z}_1^1$和$\boldsymbol{z}_2^1$连线的中点为原点仿照大地直角坐标系建立基本坐标系，同理基于$\boldsymbol{z}_1^2$和$\boldsymbol{z}_2^2$建立参考坐标系。

$$\begin{cases}\left|d_1-d_2\right|<a\sigma_\rho\\ \left|\theta_1-\theta_2\right|<b\sigma_\theta\\ d_1=\sqrt{\left(x_1^1-x_2^1\right)^2+\left(y_1^1-y_2^1\right)^2}\\ d_2=\sqrt{\left(x_1^2-x_2^2\right)^2+\left(y_1^2-y_2^2\right)^2}\\ \theta_1=c\pi+d\arcsin\dfrac{(y_1^1-y_2^1)}{\sqrt{\left(x_1^1-x_2^1\right)^2+\left(y_1^1-y_2^1\right)^2}}\\ \theta_2=c\pi+d\arcsin\dfrac{(y_1^2-y_2^2)}{\sqrt{\left(x_1^2-x_2^2\right)^2+\left(y_1^2-y_2^2\right)^2}}\end{cases} \tag{2-8}$$

式中，σ_ρ和σ_θ分别为ρ方向与θ方向上的量测误差标准差；a、b为阈值系数；c、d分别与量测$(\boldsymbol{z}_1^2-\boldsymbol{z}_1^1)$和$(\boldsymbol{z}_2^2-\boldsymbol{z}_2^1)$所在的象限有关：若量测$(\boldsymbol{z}_1^2-\boldsymbol{z}_1^1)$或$(\boldsymbol{z}_2^2-\boldsymbol{z}_2^1)$处于第一象限，则$c$=0、$d$=1；若在第二象限，则$c$=1、$d$=−1；若在第三象限，则$c$=2、$d$=−1；若在第四象限，则$c$=1、$d$=1。

（2）坐标原点综合量的建立

一个基本坐标系可能有满足式（2-8）的多个参考坐标系，但实际最多只

有一个与其构成对应关系。就坐标原点与编队中各量测的整体关系而言，对应坐标系最相近。因此，可建立坐标原点综合量描述坐标原点与编队中各量测的整体关系并完成对应坐标系的确认。

将基本坐标系和各参考坐标系从极轴开始沿顺时针方向划分为 $\widehat{S}$ 个象限[143,147]；将基本坐标系与参考坐标系同一象限中的所有量测与各自原点连线，并基于式（2-8）进行判断；对该象限内满足式（2-8）的各量测与坐标原点间的欧氏距离求和，作为该象限的分量。以参考坐标系 $\hat{j}$ 为例，定义坐标原点综合量 $\boldsymbol{C}_{\hat{j}}$ 为

$$\boldsymbol{C}_{\hat{j}}=\left[\sum_{s=1}^{S_1}\rho^{0i_s^1},\cdots,\sum_{s=1}^{S_{\hat{n}}}\rho^{0i_s^{\hat{n}}},\cdots,\sum_{s=1}^{S_M}\rho^{0i_s^{\widehat{N}}}\right] \tag{2-9}$$

式中，$\rho^{0i_s^{\hat{n}}}=\sqrt{(x_{\hat{j}}^{20}-x_{\hat{j}}^{i_s^{\hat{n}}})^2+(y_{\hat{j}}^{20}-\hat{y}_{\hat{j}}^{i_s^{\hat{n}}})^2}$ 表示参考坐标系 $\hat{j}$ 坐标原点 $\boldsymbol{z}_{\hat{j}}^{20}=(\boldsymbol{z}_{1\hat{j}}^2+\boldsymbol{z}_{2\hat{j}}^2)/2=[x_{\hat{j}}^{20},y_{\hat{j}}^{20}]^{\mathrm{T}}$ 与编队中落入第 $\hat{n}$ 个象限且满足式（2-8）的第 s 个量测的欧氏距离，$S_{\hat{n}}$ 表示象限 $\hat{n}$ 中满足式（2-8）的量测数。

若假设象限数 $\widehat{S}=8$，编队 $\boldsymbol{Z}_2$ 中有 7 个量测，如图 2-4 所示。经检测后，

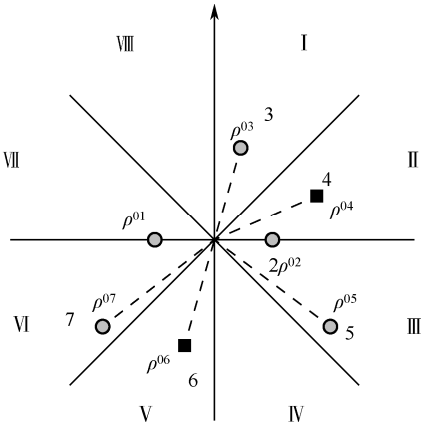

图 2-4　参考坐标系 $\hat{j}$ 中量测的相对位置示意图

编队 $\boldsymbol{Z}_2$ 在参考坐标系 $\hat{j}$ 中有 5 个量测与编队 $\boldsymbol{Z}_1$ 在基本坐标系中的量测满足式（2-8），$\boldsymbol{z}_4^2$ 和 $\boldsymbol{z}_6^2$ 不满足，则参考坐标系 $\hat{j}$ 的坐标原点综合量为 $\boldsymbol{C}_{\hat{j}}=[\rho^{03},\rho^{02},\rho^{05},0,0,\rho^{01}+\rho^{07},0,0]$。同理可得基本坐标系 $\hat{i}$ 和 $\hat{M}$ 个参考坐标系的坐标原点综合量 $\boldsymbol{B}_{\hat{i}}$ 和 $\boldsymbol{C}_{\hat{j}},\hat{j}=1,\cdots,\hat{M}$。

（3）对应坐标系的确认

为便于比较参考坐标系与基本坐标系之间的相似性，基于式（2-10）建立统计量 $T_{\hat{i}\hat{j}}$，并选取 $T_{\hat{i}\hat{j}}$ 最小的基本坐标系与参考坐标系为对应坐标系。

$$T_{\hat{i}\hat{j}}=1-\frac{\boldsymbol{B}_{\hat{i}}\boldsymbol{C}_{\hat{j}}^{T}}{\sqrt{\left|\boldsymbol{B}_{\hat{i}}\right|\left|\boldsymbol{C}_{\hat{j}}\right|}}\quad(\hat{i}=1,\cdots,\hat{N};j=1,\cdots,\hat{M}) \tag{2-10}$$

式中，$\hat{N}$ 为基本坐标系的个数。

2）相对位置矢量的建立

当对应坐标系确认后，可建立编队 $\boldsymbol{Z}_2$ 中各量测的相对位置矢量 $\boldsymbol{W}_2=\{w_{l_2}^2\},l_2=1,\cdots,n_2$。其中，

$$w_{l_2}^2=\mathrm{Pol}([x_{l_2}^2-x_{j^*}^{20},y_{l_2}^2-y_{j^*}^{20}]')=(\rho_{l_2}^2,\theta_{l_2}^2) \tag{2-11}$$

式中，Pol() 为将直角坐标变换成极坐标的函数；$[x_{j^*}^{20},y_{j^*}^{20}]'$ 为参考坐标系 j^* 坐标原点在大地直角坐标系中的坐标；$(\rho_{l_2}^2,\theta_{l_2}^2)$ 为量测 $\boldsymbol{z}_i^2$ 相对坐标原点的距离和方位。同理可得，$\boldsymbol{Z}_1$ 中各量测的相对位置矢量 $\boldsymbol{W}_1=\{w_{l_1}^1\},l_1=1,\cdots,n_1$。

2．灰色互联模型的建立

$\boldsymbol{Z}_1$ 和 $\boldsymbol{Z}_2$ 中目标回波在对应坐标系中的位置基本相同，而相对位置矢量描述了各量测在对应坐标系中的位置，因此可基于各量测的相对位置矢量，判断不同时刻预关联编队中量测的相似程度，实现杂波的剔除及编队内目标回

波的精确互联，本节采用灰色理论[150]解决该问题。

1）问题的描述

为解决问题的方便，只考虑相邻两个周期内的关联编队。把来自编队 $\boldsymbol{Z}_1$ 的 l_1 个量测看做 l_1 个已知模式，把来自 $\boldsymbol{Z}_2$ 的量测 $\boldsymbol{z}_{l_2}^2$ 看做待识别模式，则不同周期预互联编队内目标量测的精确互联转化为一个典型的模式识别问题。

2）量测相对位置矢量间的灰关联度

（1）数据列的确定

选取 $\boldsymbol{Z}_2$ 的量测 $\boldsymbol{z}_{l_2}^2$ 为参考矢量，记为 $w_0=\{w_{l_2}^2(g), g=1,2\}$。设 $\boldsymbol{Z}_1$ 中的 n_1 个量测为比较矢量，记为 $w_{l_1}=\{w_{l_1}(g), g=1,2,\ l_1=1,\cdots,n_1\}$。

（2）数据的标准化

为保证数据具有可比性，此处采用区间值法对量测相对位置特征数据进行归一化生成处理。

$$w_{l_1}(g)=\frac{w_{l_1}(g)-\min\limits_{l_1} w_{l_1}(g)}{\max\limits_{l_1} w_j(g)-\min\limits_{l_1} w_j(g)} \quad l_1=1,\cdots,n_1 \tag{2-12}$$

$$w_0(g)=\frac{w_0(g)-\min\limits_{l_1} w_{l_1}(g)}{\max\limits_{l_1} w_j(g)-\min\limits_{l_1} w_j(g)} \quad l_1=1,\cdots,n_1 \tag{2-13}$$

（3）计算灰关联系数

根据量测误差标准差 $\sigma=[\sigma_\rho,\sigma_\theta]'$，推导参考矢量 w_0 与比较矢量 w_j 的关联系数为

$$\xi_{l_1}(g)=\frac{\sigma(g)}{\sigma(g)+\left|w_0(g)-w_{l_1}(g)\right|\bullet A(g)} \tag{2-14}$$

式中，$A(g)=(\max\limits_{l_1} w_{l_1}(g)-\min\limits_{l_1} w_{l_1}(g))$。于是可得参考矢量 w_0 与比较矢量 w_{l_1} 的关联系数为 $\xi_{l_1}=\{\xi_{l_1}(g),g=1,2\}$。

（4）计算灰关联度

为便于比较，需要将关联系数的各个指标集中体现在一个值上，该值称为灰关联度。记比较矢量 w_{l_1} 对参考矢量 w_0 的灰关联度为 $\gamma(\omega_0,\omega_{l_1})$，简记为 γ_{l_1}。由式（2-11）可知，量测的相对位置矢量由编队中量测与对应坐标系原点的距离和方位组成，在不考虑系统误差的情况下，距离和方位信息受量测噪声的影响，当距离量测噪声较大时，目标的雷达探测距离与真实距离相差较大，距离信息对量测相对位置的贡献可信度较低，此时应赋予距离信息指标较小的权值；同理适用于方位信息指标。定义灰关联度为

$$\begin{aligned}\gamma_{l_1}&=\lambda_1\xi_{l_1}(\rho)+\lambda_2\xi_{l_1}(\theta)\\&=\frac{\sigma(\theta)\sigma_{\max}(\rho)\xi_{l_1}(\rho)+\sigma(\theta)\sigma_{\max}(\rho)\xi_{l_1}(\theta)}{\sigma(\rho)\sigma_{\max}(\theta)+\sigma(\theta)\sigma_{\max}(\rho)}\end{aligned} \tag{2-15}$$

式中，$\sigma_{\max}=[\sigma_{\max}(\rho),\sigma_{\max}(\theta)]^{\mathrm{T}}$ 为雷达量测误差标准差的最大值；在无法确定 $\sigma_{\max}$ 的情况下，取 $\lambda_1=\lambda_2=0.5$ 一般可满足要求。

3）灰关联量测互联准则

当获得描述两个量测在对应坐标系相对位置接近程度的灰关联度之后，需判决两量测是否互联。为了给出量测 $\boldsymbol{z}_{l_2}^2$ 与 $\boldsymbol{z}_{l_1}^1\,|\,l_1=1,\cdots,n_1$ 的互联判决，需要对灰关联度按从大到小排序，得出灰关联序。在此采用最大关联度识别原则，即

$$\gamma_*=\max_{l_1}\gamma_{l_1} \tag{2-16}$$

且

$$\gamma_* > \varepsilon \tag{2-17}$$

则判决量测 $\boldsymbol{z}_{l_2}^2$ 与 $\boldsymbol{z}_{l_1^*}^1$ 互联，且 $\boldsymbol{z}_{l_2}^2$ 不再与其他任何量测互联；否则，判定量测 $\boldsymbol{z}_{l_2}^2$ 为杂波；式中，ε 为阈值参数，$\varepsilon \leqslant 1$，具体取值与构成 ω_0、ω_{l_1} 的所有量测及量测误差 σ 有关，计算公式为附录 A 中式（A-13），具体推导过程请见附录 A。最终可得到 $\boldsymbol{Z}_1$ 和 $\boldsymbol{Z}_2$ 中对应互联的量测集合 $\hat{\boldsymbol{Z}} = \{(\boldsymbol{z}_c^1, \boldsymbol{z}_c^2)\}_{c=1}^{C}$，其中，$C$ 为互联量测对的个数。

2.2.4　编队内目标航迹的确认

基于对应互联量测集建立可能航迹后，利用 3/4 逻辑规则[7]，完成编队内目标确认航迹的输出，进一步降低虚假航迹起始率。

为更清晰地描述航迹确认过程，在此举例说明。设图 2-5 为连续 4 个处理周期某预关联编队中量测的分布情况；基于灰色互联模型可形成 8 条可能航迹，图中标有同一序号的量测隶属同一条航迹，然而超过 3 个关联量测的航迹只有{1, 2, 4, 5}，根据 3/4 逻辑规则，只有这 4 条航迹为确认航迹，输出{1, 2, 4, 5}并撤销其他航迹。

2.2.5　编队目标状态矩阵的建立

为充分描述编队目标的状态，基于式（2-18）建立编队目标状态矩阵，其中，第一列为编队中心的状态，其余 n 列为编队中 n 条确认航迹的状态。在此需要说明的是，编队中心的状态及状态协方差由编队中各确认航迹确定，与预分割及预互联结果无关。

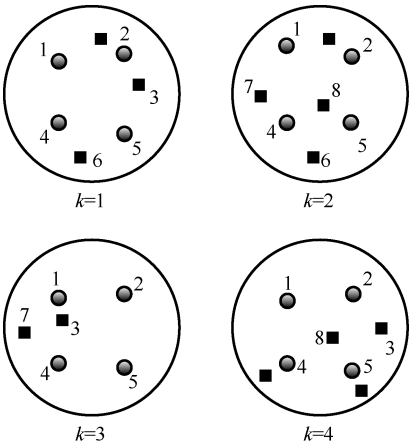

图 2-5　预关联编队量测分布示意图

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x_0\ x_1 \cdots x_n \\ \dot{x}_0\ \dot{x}_1 \cdots \dot{x}_n \\ y_0\ y_1 \cdots y_n \\ \dot{y}_0\ \dot{y}_1 \cdots \dot{y}_n \\ t_0\ t_1\ \cdots t_n \end{bmatrix} \tag{2-18}$$

2.2.6　仿真比较与分析

为验证算法性能和有效性，此处采用 100 次蒙特卡洛仿真，对 RPV-FTGTI 算法与修正的逻辑法（Modified Logic-Based Method：MLBM）及文献[2]提出的基于聚类和 Hough 变换的编队目标航迹起始（Formation Targets Track Initiation Based on Clustering and Hough Transform：CHT-FTTI）算法的航迹起始性能进行比较与分析。

1．仿真环境

假定雷达的采样周期 T=1s，雷达的测向误差和测距误差分别为 σ_θ=0.3°和 σ_r =40m。为比较各算法在不同仿真环境中的航迹起始性能，设置以下三种

典型环境。

环境 1：模拟杂波下稀疏编队目标环境。设在一两维平面上存在 10 个目标，其中 8 个目标构成 2 个编队，稀疏编队目标环境下编队内目标之间的距离一般处于区间（600m,1000m）中。第 1 个编队做匀速直线运动，由前 4 个目标组成，各目标的初始位置分别为（5000m,800m）、（5400m,1400m）、（5850m,1500m）、（6100m,900m），初始速度均为（0m/s,300m/s）；第 2 个编队作机动运动，由第 5～8 个目标组成，各目标的初始位置分别为（−5000m,10000m）、（−5200m,9400m）、（−4900m,8600m）、（−5300m,8000m），初始速度均为（−270m/s,270m/s），初始加速度均为（5m/s^2,−10m/s^2）；剩余 2 个目标做匀速直线运动，初始位置分别为（10000m,−8000m）、（−10000m,−8000m），初始速度分别为（−240m/s,200m/s）、（200m/s,230m/s）。

仿真中杂波的产生分为两部分。对普通目标 T_0 而言，以 T_0 为中心在极坐标下建立一个边长为[$10\sigma_\rho$,$10\sigma_\theta$]的矩阵，在此矩阵中均匀产生 λ_1 个杂波；对编队目标 G 而言，计算编队目标的中心点 $\overline{G}$，以 $\overline{G}$ 为中心在极坐标下建立一个边长为[$2\Delta G_\rho+10\sigma_\rho$,$2\Delta G_\theta+10\sigma_\theta$]的矩阵（其中，$\Delta G_\rho$、$\Delta G_\theta$ 分别为 G 中各量测在极坐标系两坐标轴上的最大差值），在此矩阵中均匀产生 λ_2 个杂波。在此，取 $\lambda_1=2$，$\lambda_2=4$。

环境 2：模拟杂波下密集编队目标环境。密集编队目标环境下编队内目标之间的距离一般处于区间（100m,300m）中。第 1 个编队中各目标的初始位置变为（5000m,800m）、（5200m,850m）、（5350m,900m）、（5550m,830m）；第 2 个编队中各目标的初始位置变为（−5000m,10000m）、（−5100m,9800m）、（−5000m,9650m）、（−5050m,9500m）；其他参数同环境 1。

环境 3：为验证各算法综合起始能力随杂波及传感器测量误差的变化情况，在环境 1 的基础上，杂波（单位为个）、测距误差（单位为米）及测角误差（单位为度）的取值如表 2-1 所示。

表 2-1　环境 3 中杂波及测量误差取值表

λ_1 /个	1	2	3	4	5	6
λ_2 /个	2	4	6	8	10	12
σ_ρ /米	20	40	60	70	80	100
σ_θ /度	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1.2

2．仿真结果及分析

（1）图 2-6 为 10 个目标的整体态势局部放大图，图中包括 2 个编队目标和 2 个普通目标；图 2-7 为前 4 个时刻传感器量测分布图，从图中可以看出，与传统目标相比，编队目标的量测分布要密集很多；图 2-8 和图 2-9 分别为环境 1 和环境 2 下目标真实航迹图，两种环境下编队的运动状态相似，但就编队中各航迹的密集程度而言，后者高于前者；图 2-10 为环境 1 下 MLBM、RPV-FTGTI、CHT-FTTI 三种算法分别对第 1 编队目标[图（a）～（c）]、第 2 个编队目标[图（d）～（f）]、第 1 普通目标[图（g）～（i）]的航迹起始比较图；图 2-11 为环境 2 下三种算法的航迹起始比较图，其中，图（a）～（c）

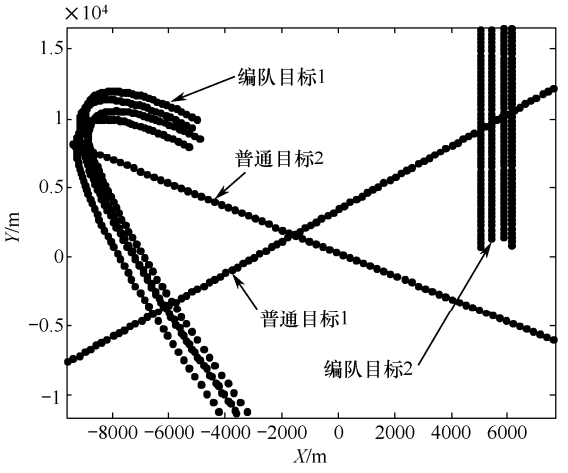

图 2-6　目标整体态势图（环境 1）

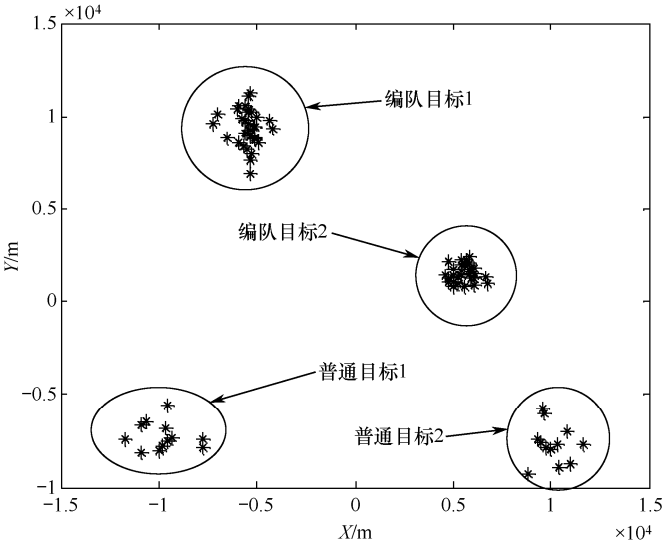

图 2-7　前 4 个时刻量测分布图（环境 1）

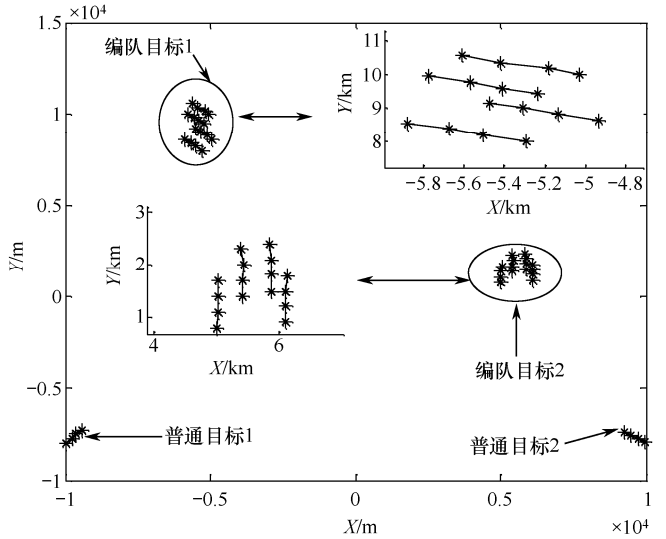

图 2-8　前 4 个周期各目标真实航迹图（环境 1）

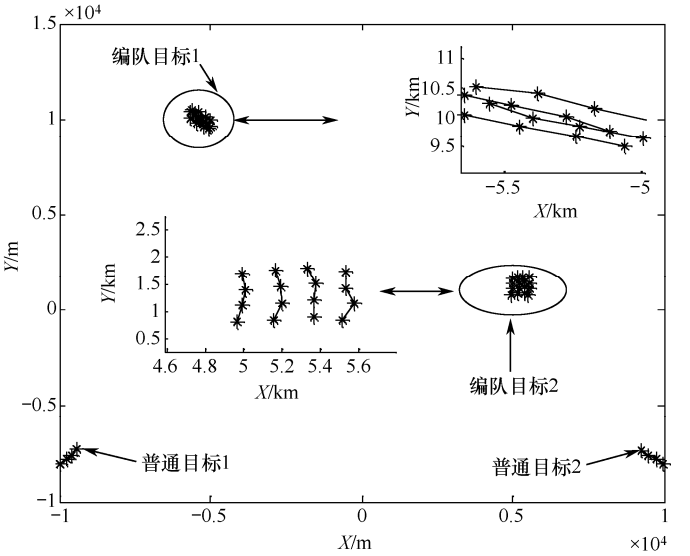

图 2-9　前 4 个周期各目标真实航迹图（环境 2）

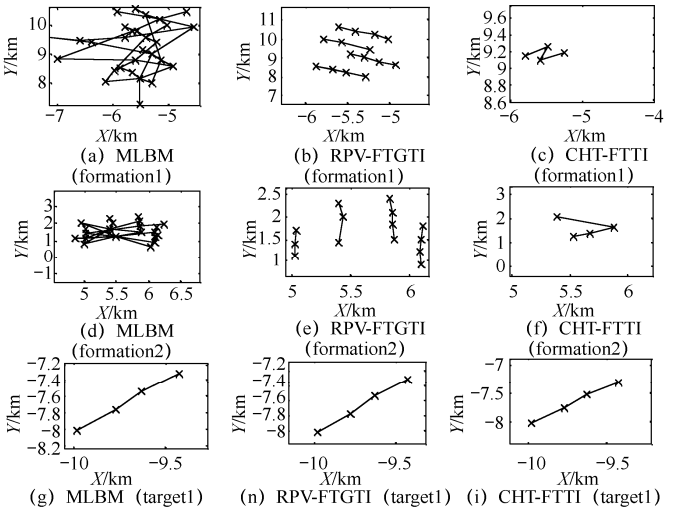

图 2-10　3 种算法航迹起始比较图（环境 1）

对应第 1 编队目标，图（d）~（f）对应第 2 编队目标，图（g）~（i）对应第 1 普通目标；将图 2-10、图 2-11 与图 2-8、图 2-9 比较可知，对两种环境下的

编队目标而言，MLBM 算法起始出多条虚假航迹，已无法辨别出编队的真实运动态势；CHT-FTTI 算法对每个编队只能建立 1 条航迹，且航迹精确度较低；RPV-FTGTI 算法可基本准确地起始出编队中各目标，只在图 2-11 第 1 编队的起始图中出现了一次航迹交叉，整体效果明显优于 MLBM、CHT-FTTI 两种算法；对普通目标而言，因各算法采用的起始逻辑一致，起始效果相同。

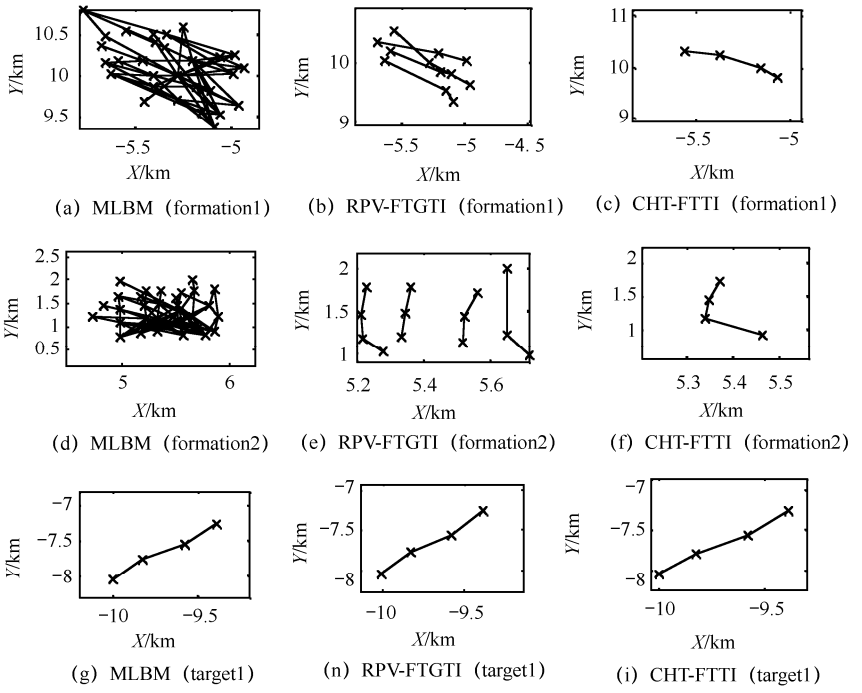

图 2-11　3 种算法航迹起始比较图（环境 2）

造成上述结果的原因为：MLBM 算法为非抢占式的，即已参加建航的量测仍可为其他航迹所用，如此可保证较高的正确航迹起始率及航迹精度，但会增大虚假航迹起始率；CHT-FTTI 算法基于编队的中心点进行起始，最多只能起始出 1 条航迹，固然会造成态势的丢失，且因为杂波的存在，易造成编队中心点偏离真实值，进而降低所建立航迹的精确度，严重时甚至无法建航；

RPV-FTGTI 算法对各互联编队基于量测相对矢量进行编队内目标建航，最大限度地消除了杂波的影响，并基于 3/4 逻辑剔除虚假航迹，保证了较高的正确航迹起始率和较低的虚假航迹起始率。

（2）为了量化各算法航迹起始效果的优劣，在此建立整体起始航迹质量与整体起始航迹精度两项指标，并给出 50 次仿真（每次仿真包括 100 次蒙特卡洛仿真）中各算法两项指标的比较图，指标建立过程可分为以下三步。

①起始航迹真伪的判断

设航迹起始算法基于 4 个周期的量测共建立 T_l 条航迹，其中第 i 条航迹的状态为 $\hat{\boldsymbol{X}}_i=[\hat{x}_i,\hat{v}_{ix},\hat{y}_i,\hat{v}_{iy}]$，要计算该算法的整体起始航迹质量与整体起始航迹精度，首先需要判断 T_l 条航迹中真实航迹的个数，设此时 T 个目标的真实航迹为 $\{\boldsymbol{X}_j=[x_j,v_{jx},y_j,v_{jy}]\}_{j=1}^{T}$，若 $\hat{\boldsymbol{X}}_i$ 与 $\boldsymbol{X}_j$ 满足式（2-19），则 $\hat{\boldsymbol{X}}_i$ 为真实航迹 $\boldsymbol{X}_j$ 的候选对应航迹，即

$$\begin{cases}|\hat{\rho}_i-\rho_j|<\xi_\rho\\ |\hat{\theta}_i-\theta_j|<\xi_\theta\\ \Delta d<\xi_d\end{cases}\tag{2-19}$$

式中，$\xi_\rho,\xi_\theta,\xi_d$ 分别为判断速度大小、速度方向、位置距离大小的阈值，与量测误差有关；$(\hat{\rho}_i,\hat{\theta}_i)=\mathrm{Pol}(\hat{v}_{ix},\hat{v}_{iy})$，$(\rho_j,\theta_j)=\mathrm{Pol}(v_{jx},v_{jy})$；如果第 i 条航迹包含 4 个量测，则

$$\Delta d=\sqrt{(\hat{x}_i-x_j)^2+(\hat{y}_i-y_j)^2}\tag{2-20}$$

如果第 i 条航迹只包含 3 个量测，则

$$\begin{cases}\Delta d=\min(\sqrt{(\hat{x}_i-x_j)^2+(\hat{y}_i-y_j)^2},d')\\ d'=\sqrt{(\hat{x}_i-x_{3j})^2+(\hat{y}_i-y_{3j})^2}\end{cases}\tag{2-21}$$

式中，(x_{3j}, y_{3j}) 为第 j 条真实航迹的第 3 个测量点。

$\{\hat{\boldsymbol{X}}_i\}_{i=1}^{T_l}$ 中 $\boldsymbol{X}_j$ 候选对应航迹可能有多条，定义综合量 D_{ij} 进行判断，即

$$D_{ij} = |\hat{\rho}_i - \rho_j| + |\hat{\theta}_i - \theta_j| + \Delta d \tag{2-22}$$

$$i^* = \underset{i=1:T'}{\operatorname{argmin}}(D_{ij}) \tag{2-23}$$

式中，T' 为 X_j 候选对应航迹的个数。将 $\hat{X}_{i^*}$、X_j 置零，其不能参加其他航迹真伪的判断；将表示真实航迹个数的 l_{true} 加 1，并存储 $D_{l_{\text{true}}} = D_{i^*j}$。

②整体起始航迹质量的建立

航迹起始要求尽可能多的起始真实航迹，同时尽可能少的起始虚假航迹，所以可以利用正确航迹起始率、错误航迹起始率及漏航迹起始率综合表示出一种算法的优劣，在此利用式（2-24）定义了一种算法整体起始航迹质量 P_{qu}，其分子为错误航迹起始率与漏航迹起始率之和，分母为正确航迹起始率，所以 P_{qu} 越小，航迹起始效果越好。

$$P_{\text{qu}} = \frac{[(1 - \frac{l_{\text{true}}}{T}) + \frac{(T_l - l_{\text{true}})}{T}]}{\frac{l_{\text{true}}}{T}} \tag{2-24}$$

③整体起始航迹精度的建立

航迹起始要求建立的航迹状态与真实航迹尽可能一致，所以可通过起始航迹位置、速度等状态精度判断一个起始算法的优劣，在此利用式（2-25）定义一种算法整体起始航迹精度 P_{pr}，其中 D_i 充分包含了位置、速度大小、速度方向上的精度信息，所以 P_{pr} 越小，航迹起始效果越好。

$$P_{\mathrm{pr}}=\frac{\sum_{i=1}^{l_{\mathrm{true}}}D_i}{l_{\mathrm{true}}} \tag{2-25}$$

图 2-12、图 2-13 为环境 1、环境 2 下 50 次仿真中各算法整体起始航迹质量比较图。从图中可以看出，RPV-FTGTI 算法的整体航迹质量远高于 MLBM 算法与 CHT-FTTI 算法，其原因为 MLBM 算法为非抢占式的，因而正确航迹起始率很高，漏起始率很低，但同时虚假航迹起始率要远远高于其他两种算法，从而拉低了该算法的整体起始航迹质量；CHT-FTTI 算法简单基于编队的中心点建航，虚假航迹起始率相对较低，但正确航迹起始率较低，漏起始率较高，同样拉低了该算法的整体起始航迹质量；RPV-FTGTI 算法正确航迹起始率可能略低于 MLBM 算法，但其虚假航迹起始率远低于 MLBM 算法，所以总体质量远高于 MLBM 算法；RPV-FTGTI 算法虚假航迹起始率可能与 CHT-FTTI 算法相当，但其正确航迹起始率要远高于 CHT-FTTI 算法，所以总体质量同样远高于 CHT-FTTI 算法。

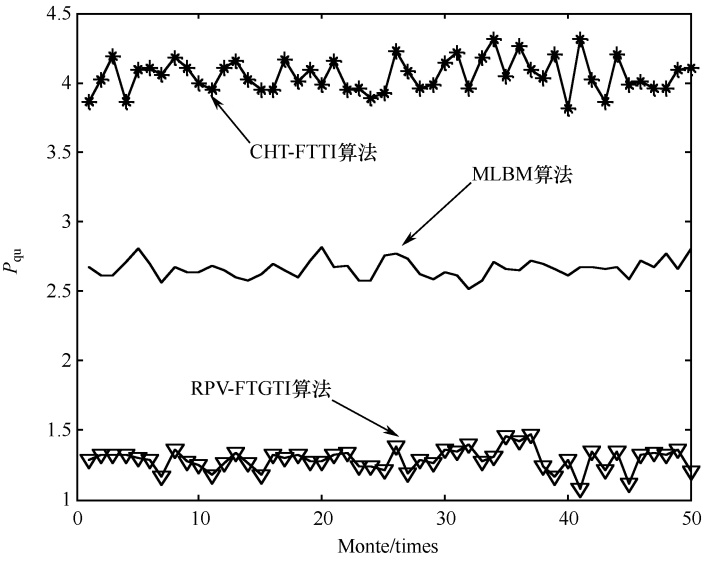

图 2-12 各算法整体起始航迹质量比较图（环境 1）

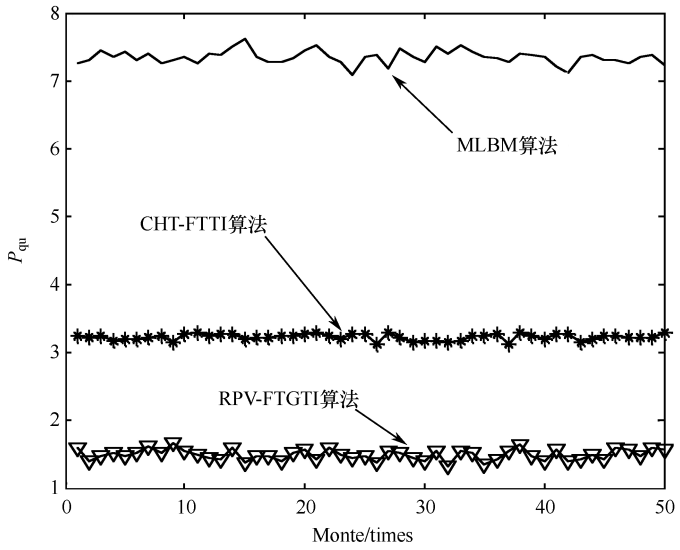

图 2-13　各算法整体起始航迹质量比较图（环境 2）

图 2-14、图 2-15 为环境 1、环境 2 下 50 次仿真中各算法整体起始航迹精度比较图。从图中可以看出，MLBM 算法整体航迹精度最高，RPV-FTGTI 算法

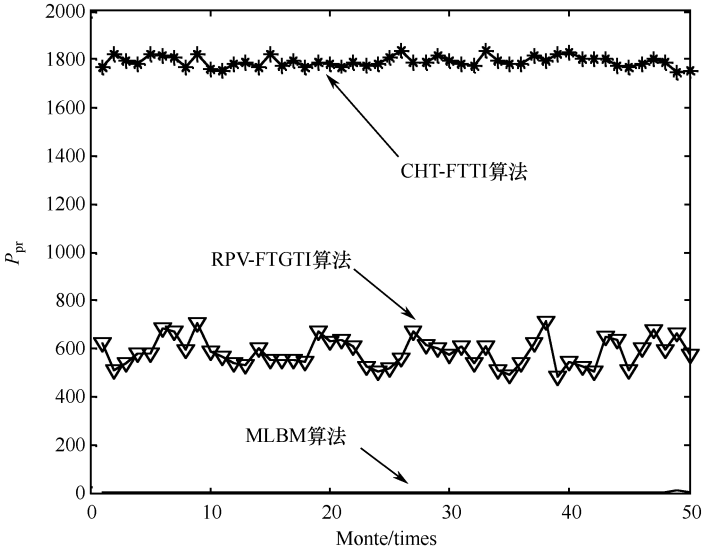

图 2-14　各算法整体起始航迹精度比较图（环境 1）

次之，CHT-FTTI 算法最差，其原因为 MLBM 算法中各量测可参与多条航迹的起始，每条航迹均能找到最佳的关联点；RPV-FTGTI 算法为抢占式算法，每个量测只能与一条航迹关联，当出现量测关联错误的情况时，会影响其他航迹找到真实的关联点，在一定程度上降低了整体起始航迹精度；CHT-FTTI 算法利用编队中心点起始航迹，但杂波存在时，编队分割时易将杂波纳入编队中，造成编队中心点偏离真实值，故利用编队中心点起始的编队航迹精度较低。

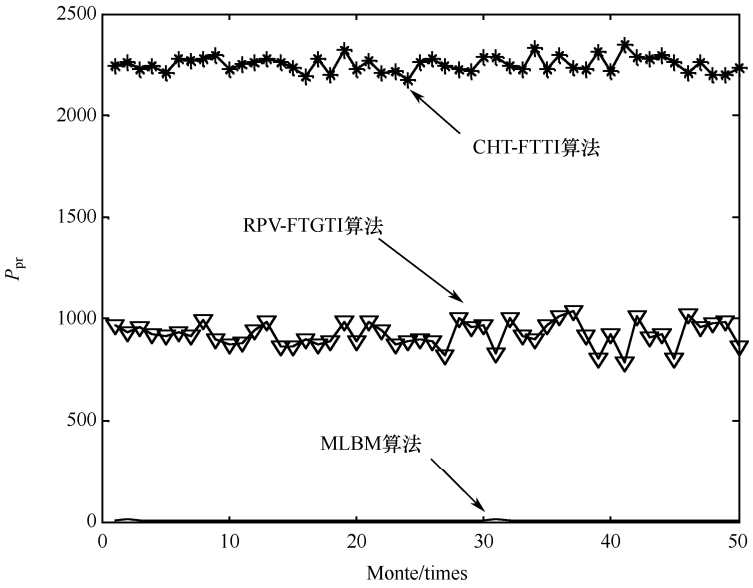

图 2-15　各算法整体起始航迹精度比较图（环境 2）

（3）为验证各算法对杂波及传感器测量误差的适应能力，引入以下两项评价指标。

①正确航迹数与真实航迹数之比 P_{true}，定义为

$$P_{\text{true}}=\frac{T_{\text{initiation}}}{T_{\text{true}}} \tag{2-26}$$

式中，$T_{\text{initiation}}$ 为算法起始出的正确航迹个数；T_{true} 为真实航迹个数。P_{true} 越大，说明算法正确起始航迹的能力越强。

②错误航迹数与真实航迹数之比 P_{error}，定义为

$$P_{\text{error}} = \frac{T_{\text{false}} + T_{\text{seep}}}{T_{\text{true}}} \tag{2-27}$$

式中，T_{false} 为算法起始出的虚假航迹个数，且 $T_{\text{false}} = T_{\text{num}} - T_{\text{initiation}}$，其中 T_{num} 为算法起始出的航迹总数；T_{seep} 为算法未起始成功的真实航迹个数，且 $T_{\text{seep}} = T_{\text{true}} - T_{\text{initiation}}$。在此值得注意的是，$T_{\text{false}}$ 可能大于 T_{true}，所以 P_{error} 可能大于 1；P_{Error} 越大，说明算法起始真实航迹、抑制虚假航迹的能力越弱。

表 2-2 和表 2-3 分别给出各算法在环境 3 中 P_{true} 和 P_{error} 随杂波和传感器测量误差的变化比较表。

表 2-2　各算法 P_{true} 及 P_{error} 随杂波数变化比较表

杂波	λ_1/个	1	2	3	4	5	6
	λ_2/个	2	4	6	8	10	12
P_{true}	MLBM	1	1	0.9990	1	1	0.9990
	RPV-FTGTI	0.8850	0.7490	0.7050	0.6490	0.6090	0.5360
	CHT-FTTI	0.3450	0.3570	0.3720	0.3730	0.2120	0.1970
P_{error}	MLBM	1.3360	2.6470	4.4870	6.7910	9.4050	12.9870
	RPV-FTGTI	0.4280	0.6530	0.7490	0.9910	1.2703	1.5370
	CHT-FTTI	0.7230	0.7980	0.9430	1.1000	1.0400	0.9680

表 2-3　各算法 P_{true} 及 P_{error} 随量测误差变化比较表

测量误差	σ_ρ/米	20	40	60	70	80	100
	σ_θ/度	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1.2
P_{true}	MLBM	1.0000	1.0000	0.9880	0.9180	0.8380	0.7360
	RPV-FTGTI	0.7950	0.7860	0.7380	0.6800	0.6190	0.5590
	CHT-FTTI	0.3450	0.3430	0.3370	0.3070	0.2770	0.2340

（续表）

测量误差	σ_ρ/米	20	40	60	70	80	100
	σ_θ/度	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1.2
P_{error}	MLBM	1.3060	1.3070	1.2000	1.3250	1.5300	1.8240
	RPV-FTGTI	0.4120	0.4310	0.4560	0.5630	0.6270	0.6960
	CHT-FTTI	0.7980	0.7210	0.7110	0.7590	0.8090	0.8680

从表 2-2 中可以看出，随杂波数的增大，MLBM 算法的 P_{true} 一直最高，几乎能确保起始出所有的真实航迹，原因是该算法对所有满足关联条件的量测均建立航迹，没有考虑量测的重复使用问题，所以在其建立的航迹中肯定包含真实航迹，T_{seep} 几乎为零，但这样做的代价是建立了多条虚假航迹，其 P_{error} 要远高于其他两种算法，在杂波数为（6，12）时，P_{error} 高达 12.9870，即该算法起始出 120 多条虚假航迹，是其他两种算法的 10 倍以上；CHT-FTTI 算法的 P_{true} 有所下降，且始终低于 0.4，不能满足实际的工程需求，原因是该算法对一个编队只能建立一条航迹，虽然 T_{false} 较低，但 T_{seep} 较高，而且当杂波很密集时，其 T_{false} 也会增大；RPV-FTGTI 算法因为基于相对位置矢量对编队内量测进行了专门处理，受杂波的影响较小，虽然 P_{true} 略有下降，P_{error} 略有上升，但总体起始效果保持在一个较高水平，对杂波的鲁棒性优于其他两种算法。

从表 2-3 可以看出，随着量测误差的增大，三种算法的 P_{true} 都有所下降，P_{error} 都有所上升，其中 CHT-FTTI 算法的变化幅度最小，因为 CHT-FTTI 算法的航迹形成由编队航迹与普通目标航迹两部分组成，量测误差对编队的分割影响较小，而该算法形成编队航迹的个数只与编队的个数有关，进而对编队航迹形成部分影响较小，所以量测误差对该算法的影响只来源于对普通目标航迹的影响；MLBM 算法的变化幅度居中，因为该算法将编队看做普通目标处理，所以量测误差对编队目标航迹同样产生了影响；RPV-FTGTI 算法的变化幅度相对较大，因为该算法对编队内目标精确起始的前提是编队中各目标的相对位置是缓慢漂移的，而当量测误差较大时，航迹起始阶段同一编队内

目标量测的整体形状仿射变换幅度较大，降低了基于相对位置矢量判断编队中各量测精确互联关系的准确度，造成量测关联错误，增大错误航迹起始率。图 2-16 和图 2-17 分别为两种量测误差下前 4 个周期编队目标量测分布示意图，从图中可以看出，后者各周期同一编队目标的仿射变换幅度明显大于前者。

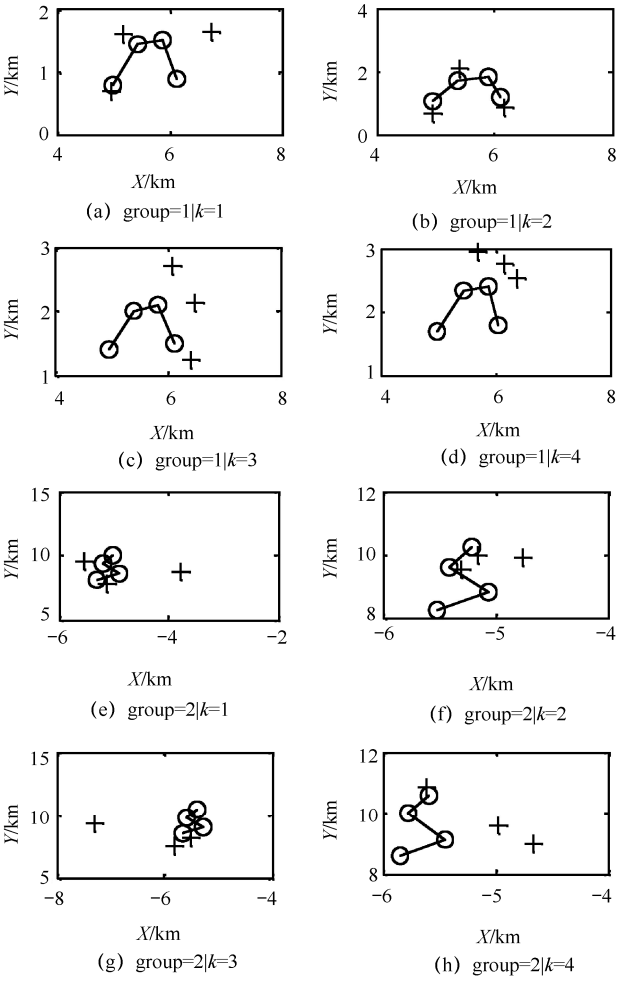

图 2-16　前 4 个周期编队目标量测分布示意图（σ_θ =0.3°、σ_r =40m）

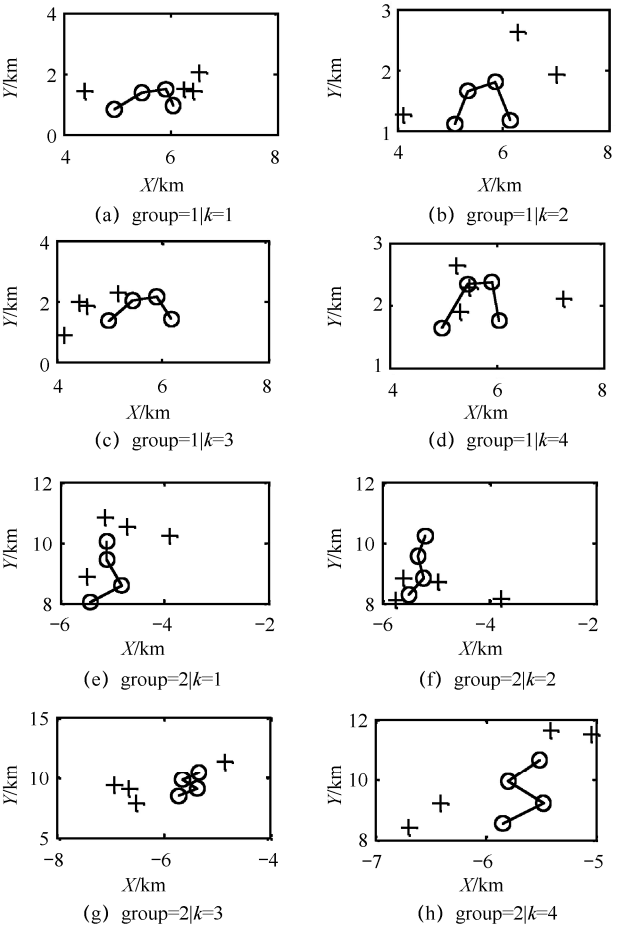

图 2-17　前 4 个周期编队目标量测分布示意图（σ_θ =1.2°、σ_r =100m）

2.2.7　讨论

为解决单传感器编队内目标的精确航迹起始问题，本节提出一种基于相对位置矢量的编队目标灰色航迹起始算法，该算法的优点为：

（1）对编队目标与普通目标分离处理，避免了传统航迹起始算法起始编队目标时虚假航迹起始率过高的缺点；

（2）基于相对位置矢量，利用灰色理论对预关联成功的编队内目标分别建航，避免了现有编队目标航迹起始算法因简单基于编队等效量测建航而造成态势丢失、航迹精度下降的缺点；

（3）通过编队中各量测的相对位置矢量，最大限度地剔除编队中的杂波，对杂波的适应能力较强，避免产生大量虚假航迹，同时保证了起始航迹的整体精度。

该算法的缺点是当量测误差很大时，编队内目标整体形状的仿射变换可能较大，此时该算法不再适用；此外，该算法仅考虑了单传感器情况，为满足工程需求，需要进一步扩展到多传感器系统。

2.3　集中式多传感器编队目标灰色航迹起始算法

为满足利用多部传感器、从不同测向观测跟踪编队目标的工程需求，本节基于并行处理结构将 2.2 节中的 RPV-FTGTI 算法扩展至集中式多传感器系统，提出了集中式多传感器编队目标灰色航迹起始（CMS-FTGTI）算法。

2.3.1　多传感器编队目标航迹起始框架

设 $\boldsymbol{Z}(k)$ 为 N_s 个传感器的第 k 个量测集，即

$$\boldsymbol{Z}(k)=\{\boldsymbol{z}_l^i(k)\}\ (i=1,2\cdots N_s, l=1,2,\cdots m_{k_i}) \tag{2-28}$$

式中，N_s 为传感器个数；m_{k_i} 为传感器 i 上传到融合中心的量测个数；$\boldsymbol{z}_l^i(k)=(x, y, z, t)$，$x$、$y$、$z$ 为 $\boldsymbol{z}_l^i(k)$ 在融合中心坐标系的坐标，t 为 $\boldsymbol{z}_l^i(k)$ 的实际输出

时间。

与单传感器航迹起始相同，多传感器编队目标航迹起始包括传统多目标和编队目标双重航迹起始过程，起始框架同图 2-1，在此不再赘述。

为完成图 2-1 的第 3、4 步，本节提出了 CMS-FTGTI 算法，具体流程如图 2-18 所示。

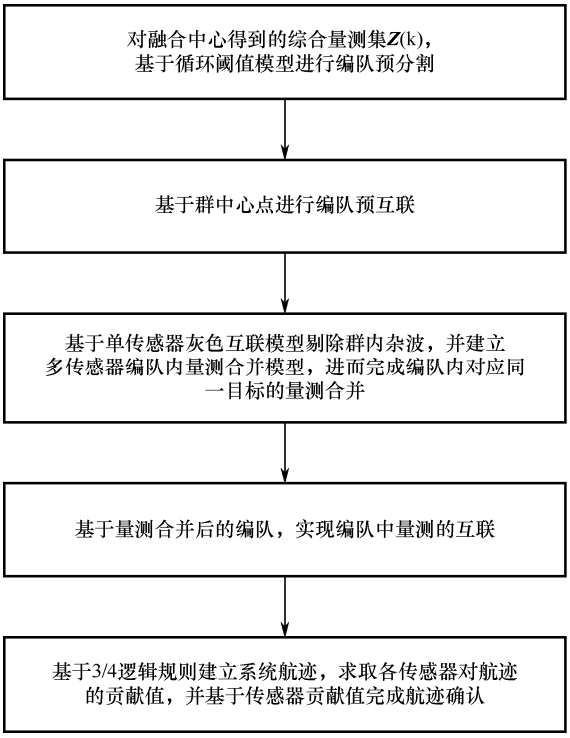

图 2-18　CMS-FTGTI 算法流程图

2.3.2　多传感器预互联编队内杂波的剔除

由图 2-18 可知，要进行杂波剔除，首先要完成编队的预分割和预互联，具体过程同 RPV-FTGTI 算法，此处不再重复。

由编队的定义可知，在航迹起始阶段，对同一传感器相邻时刻预互联成功的编队目标而言，其内部目标回波的相对位置关系基本不变，只是整体发生了平移和旋转，但前、后周期内杂波的出现是随机的，不存在真实目标回波所具有的整体关联性。因此，可以在来自同一传感器的预互联编队内搜索对应坐标系，并建立编队内各量测的相对位置矢量，基于目标回波与杂波整体关联性的差别，采用灰色理论剔除同一传感器预互联编队内的杂波，具体过程同 2.2.3 节中的灰色互联模型。

设 $\boldsymbol{Z}_1$ 与 $\boldsymbol{Z}_2$ 为 $\boldsymbol{Z}(k)$ 和前三时刻的剩余量测中预互联成功的两个编队，按传感器的不同，$\boldsymbol{Z}_1$ 与 $\boldsymbol{Z}_2$ 可写为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{Z}_1 = \{\{\boldsymbol{z}_{1l}^i\}_{l=1}^{m_i^1},\ i = 1,2\cdots,N_s \\ \boldsymbol{Z}_2 = \{\{\boldsymbol{z}_{2l}^i\}_{l=1}^{m_i^2},\ i = 1,2\cdots,N_s \end{cases} \tag{2-29}$$

式中，m_i^1 与 m_i^2 分别为编队 $\boldsymbol{Z}_1$ 与 $\boldsymbol{Z}_2$ 中源于传感器 i 的量测个数。

选取编队 $\boldsymbol{Z}_1$ 与 $\boldsymbol{Z}_2$ 中源于传感器 i 的量测子编队 $\boldsymbol{Z}_1^i = \{\boldsymbol{z}_{1l}^i\}_{l=1}^{m_i^1}$ 和 $\boldsymbol{Z}_2^i = \{\boldsymbol{z}_{2l}^i\}_{l=1}^{m_i^2}$；若 m_i^1 与 m_i^2 均不为零，则基于灰色互联模型剔除 $\boldsymbol{Z}_1^i$ 和 $\boldsymbol{Z}_2^i$ 中的杂波，获取预互联子编队内对应互联的量测集为

$$\hat{\boldsymbol{Z}}^i = \{\hat{\boldsymbol{Z}}_1^i = \{\boldsymbol{z}_{1l}^i\}_{l=1}^{t_i}, \hat{\boldsymbol{Z}}_2^i = \{\boldsymbol{z}_{2l}^i\}_{l=1}^{t_i}\} \tag{2-30}$$

式中，t_i 为互联对的个数。若 m_i^1 与 m_i^2 其中一个为零，则 $\boldsymbol{Z}_1^i$ 和 $\boldsymbol{Z}_2^i$ 保持不变。

基于上述规则，对所有传感器逐一进行操作，最终获取新编队 $\boldsymbol{Z}_1'$ 与 $\boldsymbol{Z}_2'$。

2.3.3　多传感器编队内量测合并模型

因 $\boldsymbol{Z}_1'$ 由多个传感器的量测组成，所以可能存在多个量测对应同一目标，在此利用集群的思想建立量测合并模型消除冗余信息，从而降低虚假航迹起

始率。

设 $\hat{\boldsymbol{z}}^i=[\hat{x}^i,\hat{y}^i]^{\mathrm{T}}$ 和 $\hat{\boldsymbol{z}}^j=[\hat{x}^j,\hat{y}^j]^{\mathrm{T}}$ 为编队 $\boldsymbol{Z}_1'$ 中来自传感器 i 与传感器 j 的两个量测，若量测均对应同一目标 $\boldsymbol{z}$，则

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{z}}^i=\boldsymbol{z}+w_1^i+w_2^i\\ \hat{\boldsymbol{z}}^j=\boldsymbol{z}+w_1^j+w_2^j\end{cases}\tag{2-31}$$

式中，w_1^i 与 w_1^j 分别为具有协方差 $\boldsymbol{R}_1^i$ 与 $\boldsymbol{R}_1^j$ 的零均值高斯白噪声序列；w_2^i 与 w_2^j 为由过程噪声、传感器平台误差及坐标转换误差等引发的高斯白噪声序列，假定其协方差分别为 $\boldsymbol{R}_2^i$ 与 $\boldsymbol{R}_2^j$。

在此假定各传感器误差间是相互独立的，基于加权航迹关联算法[7]的思想，若

$$(\hat{\boldsymbol{z}}^i-\hat{\boldsymbol{z}}^j)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{R}_1^i+\boldsymbol{R}_2^i+\boldsymbol{R}_1^j+\boldsymbol{R}_2^j)(\hat{\boldsymbol{z}}^i-\hat{\boldsymbol{z}}^j)<\gamma\tag{2-32}$$

则判定 $\hat{\boldsymbol{z}}^i$ 和 $\hat{\boldsymbol{z}}^j$ 对应同一目标。

基于式（2-32）定义的条件，利用循环阈值思想对 $\boldsymbol{Z}_1'$ 进行子编队划分；设其中一个子编队为 $\hat{\boldsymbol{Z}}_1'=\{\boldsymbol{z}_{1l_i}^i\},i\in J$，其中 J 为 $\hat{\boldsymbol{Z}}_1'$ 中量测的传感器标号集合，为剔除多传感器对编队内同一目标的冗余信息，采用平均法将 $\hat{\boldsymbol{Z}}_1'$ 合并为一个量测，并存储传感器标号集合 J。

基于上述规则，对所有满足式（2-32）的量测集合逐一操作，获取新的编队 $\boldsymbol{Z}_1''$ 与 $\boldsymbol{Z}_2''$。

2.3.4　航迹得分模型的建立

因传感器分辨率的不同，对同一编队目标而言，有的传感器能完全分辨，有的传感器只能部分分辨，加上编队中目标的相互遮挡及探测盲区的存在，

各传感器在同一采样周期内获取的量测个数可能不同，从而造成各传感器对应同一编队内目标的量测不能正确合并，最终形成多余的虚假航迹，进而造成正确航迹起始率下降。

为进一步消除冗余航迹，首先基于新编队 $\boldsymbol{Z}_1''$ 与 $\boldsymbol{Z}_2''$ 再次利用灰色互联模型完成编队内量测的精确互联，然后采用 3/4 逻辑规则进行航迹确认，最后基于各传感器对航迹的贡献建立航迹得分模型，基于各航迹得分判断该航迹是否输出。

定义系统航迹 i 的得分 G_i 为

$$G_i = \sum_{l=1}^{m_i} g_i^l + a \tag{2-33}$$

式中，m_i 为系统航迹 i 的量测个数；g_i^l 为系统航迹 i 第 l 个量测的得分；a 为常数，与航迹包含的量测个数有关。

$$a = \begin{cases} 1, 若 m_i = 4 \\ 0, 若 m_i = 3 \end{cases} \tag{2-34}$$

$$g_i^l = \begin{cases} 1, 若 \sum_{n=1}^{N_s} \delta_i^l(n) \geqslant 2 \\ 0, 若 \sum_{n=1}^{N_s} \delta_i^l(n) = 1 \end{cases} \tag{2-35}$$

$$\delta_i^l(n) = \begin{cases} 1, 若 n \in J_i^l \\ 0, 若 n \notin J_i^l \end{cases} \tag{2-36}$$

式中，J_i^l 为系统航迹 i 第 l 个量测对应的传感器标号集合。

基于式（2-33）求得每条系统航迹的得分，若 $G_i > 1$，则输出该航迹，否则删除该航迹。

为更清晰地描述航迹确认过程，举例说明。设 3 个传感器对同一编队目

标进行探测，编队包括 4 个目标，其中两个传感器可完全探测编队目标，另外一个传感器各时刻只能得到 3 个真实回波值，量测分布如图 2-19 所示。

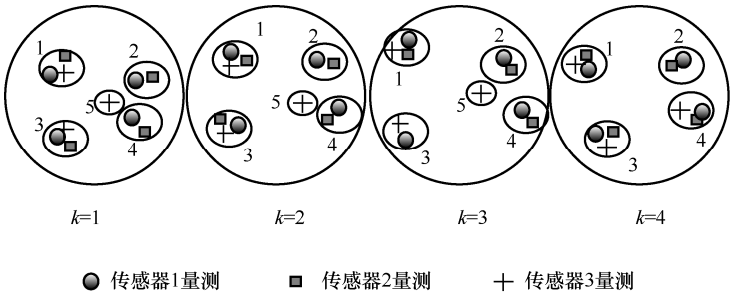

图 2-19　多传感器系统航迹量测分布图

根据式（2-33），可得 G_1=5，G_2=5，G_3=5，G_4=5，G_5=0，因此根据航迹输出规则，只输出航迹{1,2,3,4}，判定航迹 5 为冗余航迹，结果与真实态势一致。

2.4　基于运动状态的集中式多传感器编队目标航迹起始算法

为进一步解决杂波环境下集中式多传感器编队内目标的精确航迹起始问题，本节提出基于运动状态的集中式多传感器编队目标航迹起始（MS-CMS-FTTI）算法，具体流程如图 2-20 所示。

2.4.1　同状态航迹子编队获取模型

由编队的定义可知，编队中各目标的运动模式十分相似；在航迹起始阶段获取的所有航迹中，各目标真实航迹速度的大小和方向相差很小；因此，可以基于同一传感器的预互联子编队，首先基于非抢占式 MLBM 算法进行航

迹起始，然后利用各航迹速度之间的差异建立同状态航迹编队获取模型，得到一个或多个同状态航迹子编队，从而达到保留真实航迹、剔除虚假航迹的目的。在此需要说明的是，编队的预分割和预关联过程同 CMS-FTGTI 算法，不再重复介绍。

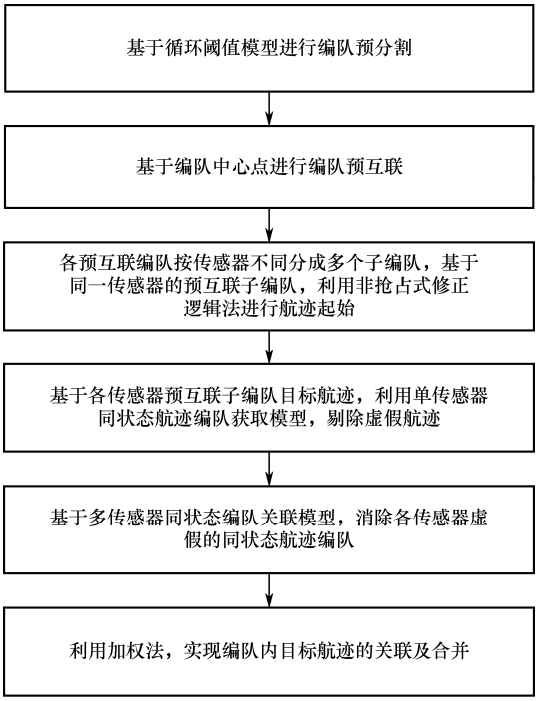

图 2-20　MS-CMS-FTTI 算法流程图

1．基于非抢占式 MLBM 算法的航迹起始

为保证最终得到的同状态航迹编队中包括真实目标航迹编队，需要以最高概率起始真实目标航迹，本节利用非抢占式 MLBM 算法实现该目的。非抢占式 MLBM 算法不考虑量测的重复使用情况，可以起始出满足逻辑规则的所有航迹，只要传感器能够探测到编队内目标，就能保证目标航迹的正确起始，这正是 MS-CMS-FTTI 算法所要求的。

设融合中心综合量测集 $\boldsymbol{Z}(k)$ 中的编队 $\boldsymbol{Z}_1$ 与临时航迹 T_1 预互联成功，且 T_1 基于互联编队 $\boldsymbol{Z}_2$、$\boldsymbol{Z}_3$ 和 $\boldsymbol{Z}_4$ 建立。按编队内量测传感器来源不同，编队目标 $\boldsymbol{Z}_1$、$\boldsymbol{Z}_2$、$\boldsymbol{Z}_3$ 和 $\boldsymbol{Z}_4$ 可写为

$$\begin{cases} \boldsymbol{Z}_1 = \{\{\boldsymbol{z}_{1l}^i\}_{l=1}^{m_i^1}\},\ i=1,2,\cdots,N_s \\ \boldsymbol{Z}_2 = \{\{\boldsymbol{z}_{2l}^i\}_{l=1}^{m_i^2}\},\ i=1,2,\cdots,N_s \\ \boldsymbol{Z}_3 = \{\{\boldsymbol{z}_{3l}^i\}_{l=1}^{m_i^3}\},\ i=1,2,\cdots,N_s \\ \boldsymbol{Z}_4 = \{\{\boldsymbol{z}_{4l}^i\}_{l=1}^{m_i^4}\},\ i=1,2,\cdots,N_s \end{cases} \tag{2-37}$$

式中，m_i^1、m_i^2、m_i^3、m_i^4 分别为编队 $\boldsymbol{Z}_1$、$\boldsymbol{Z}_2$、$\boldsymbol{Z}_3$、$\boldsymbol{Z}_4$ 中源于传感器 i 的量测个数。

若 $\{m_i^j\}_{j=1}^4$ 中不为零的个数大于 3，基于量测集合 $\boldsymbol{Z}_1^i = \{\boldsymbol{z}_{1l}^i\}_{l=1}^{m_i^1}$、$\boldsymbol{Z}_2^i = \{\boldsymbol{z}_{2l}^i\}_{l=1}^{m_i^2}$、$\boldsymbol{Z}_3^i = \{\boldsymbol{z}_{3l}^i\}_{l=1}^{m_i^3}$、$\boldsymbol{Z}_4^i = \{\boldsymbol{z}_{4l}^i\}_{l=1}^{m_i^4}$，利用非抢占式 MLBM 算法进行航迹起始，设起始航迹集合为

$$\boldsymbol{TR}^i = [\boldsymbol{X}_l^i, \boldsymbol{P}_l^i]\ (l=1,\cdots,mt^i) \tag{2-38}$$

式中，mt^i 为起始航迹个数；$\boldsymbol{X}_l^i = [x_l^i, v_{xl}^i, y_l^i, v_{yl}^i]^{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{P}_l^i$ 为第 l 条航迹的状态及状态协方差。

2．同状态航迹编队预分割

为了找出编队中真实目标航迹编队，本节将 $\boldsymbol{TR}^i$ 中的每条航迹看做一个点，并用航迹速度的大小、方向代表该点，利用循环阈值模型进行同状态航迹编队的预分割。

设各航迹的速度估计误差是统计独立的，建立检验统计量为

$$\alpha_{l_1 l_2} = [\boldsymbol{V}_{l_1}^i - \boldsymbol{V}_{l_2}^i]^{\mathrm{T}} [\boldsymbol{P}_{vl_1}^i - \boldsymbol{P}_{vl_2}^i][\boldsymbol{V}_{l_1}^i - \boldsymbol{V}_{l_2}^i] \tag{2-39}$$

式中，$\boldsymbol{V}_{l_1}^i=[v_{xl_1}^i,v_{yl_1}^i]^{\mathrm{T}}$、$\boldsymbol{V}_{l_2}^i=[v_{xl_2}^i,v_{yl_2}^i]^{\mathrm{T}}$ 分别为 $\boldsymbol{TR}^i$ 中第 l_1 条和第 l_2 条航迹的速度矢量；$\boldsymbol{P}_{vl_1}^i$、$\boldsymbol{P}_{vl_2}^i$ 分别为对应的速度估计误差协方差，且

$$\begin{cases}\boldsymbol{P}_{vl_1}^i=\begin{bmatrix}\boldsymbol{P}_{l_1}^i(2,2) & \boldsymbol{P}_{l_1}^i(2,4)\\ \boldsymbol{P}_{l_1}^i(4,2) & \boldsymbol{P}_{l_1}^i(4,4)\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{P}_{vl_2}^i=\begin{bmatrix}\boldsymbol{P}_{l_2}^i(2,2) & \boldsymbol{P}_{l_2}^i(2,4)\\ \boldsymbol{P}_{l_2}^i(4,2) & \boldsymbol{P}_{l_2}^i(4,4)\end{bmatrix}\end{cases} \tag{2-40}$$

若 $\alpha_{l_1l_2}$ 低于使用 χ^2 分布获得的某一门限 γ，即

$$\alpha_{l_1l_2}\leqslant\gamma \tag{2-41}$$

则认为航迹 l_1 与航迹 l_2 属于同一子编队。

在此需要注意的是，不宜将位置信息加入式（2-39）中，因为编队中各目标航迹之间存在固有的位置差异，加入位置信息后，易将真实目标航迹看做虚假航迹剔除掉。

$\boldsymbol{TR}^i$ 基于式（2-41）利用循环阈值模型，可以得到多个同状态航迹子编队，设其中第 j 个子编队表示为

$$\boldsymbol{G}_j^i=\{\boldsymbol{T}_l^i\}\ (\ l=1,\cdots,n_j) \tag{2-42}$$

式中，n_j 为子编队 $\boldsymbol{G}_j^i$ 中航迹的个数；$\boldsymbol{T}_l^i$ 为 $\boldsymbol{TR}^i$ 中的任一条航迹。

3．量测重复航迹剔除模型

现实中，每个量测只能与一条航迹关联，所以需要剔除 $\boldsymbol{G}_j^i$ 共用同一量测的冗余航迹。在此，基于各航迹之间重复量测的个数及航迹速度的一致性，建立量测重复航迹剔除模型实现该目的。

设 $\boldsymbol{G}_j^i$ 中组成航迹 $\boldsymbol{T}_{l_1}^i$ 与航迹 $\boldsymbol{T}_{l_2}^i$ 的量测集分别为 $\boldsymbol{U}_{l_1}^i$ 和 $\boldsymbol{U}_{l_2}^i$，且经检验两航

迹的共用量测集 $\hat{\boldsymbol{U}}_{l_1l_2}^i$ 为

$$\hat{\boldsymbol{U}}_{l_1l_2}^i = \boldsymbol{U}_{l_1}^i \bigcap \boldsymbol{U}_{l_2}^i = \{\boldsymbol{z}_j^i\} \quad (j=1,\cdots,a) \tag{2-43}$$

式中，a 为 $\hat{\boldsymbol{U}}_{l_1l_2}^i$ 中的量测个数。

若 a=3，且其中一条航迹只包括 3 个量测，设 $\boldsymbol{U}_{l_1}^i$ 的量测个数为 3，则说明 $\boldsymbol{T}_{l_1}^i$ 被 $\boldsymbol{T}_{l_2}^i$ 覆盖，需要剔除 $\boldsymbol{T}_{l_1}^i$，保留 $\boldsymbol{T}_{l_2}^i$。

若不满足上述条件，则需要根据航迹的速度一致性消除冗余航迹。设 $\boldsymbol{U}_{l_1}^i=[\boldsymbol{z}_1,\boldsymbol{z}_2,\boldsymbol{z}_3,\boldsymbol{z}_4]$，基于相邻两个量测利用两点差分法可以获得 3 个速度值

$$\boldsymbol{v}_1=\frac{(\boldsymbol{z}_2-\boldsymbol{z}_1)}{t_2-t_1},\boldsymbol{v}_2=\frac{(\boldsymbol{z}_3-\boldsymbol{z}_2)}{t_3-t_2},\boldsymbol{v}_3=\frac{(\boldsymbol{z}_4-\boldsymbol{z}_3)}{t_4-t_3} \tag{2-44}$$

式中，t_1,t_2,t_3,t_4 为各量测的时间。在航迹起始阶段，编队中目标航迹各量测间的速度比较接近，一致性较强，而虚假航迹不一定具备此特性，所以在此建立航迹速度一致性得分为

$$D_{l_1}^i=\frac{(r_3-r_1)+(\theta_3-\theta_1)+(r_2-r_1)+(\theta_2-\theta_1)}{2} \tag{2-45}$$

式中，(r_1,θ_1)、(r_2,θ_2)、(r_2,θ_2) 分别为 $\boldsymbol{v}_1$、$\boldsymbol{v}_2$、$\boldsymbol{v}_3$ 的极坐标。

若 $\boldsymbol{U}_{l_1}^i=[\boldsymbol{z}_1,\boldsymbol{z}_2,\boldsymbol{z}_3]$，则

$$D_{l_1}^i=(r_2-r_1)+(\theta_2-\theta_1) \tag{2-46}$$

利用式（2-45）或式（2-46），同理可以得到航迹 $\boldsymbol{T}_{l_2}^i$ 的速度一致性得分 $D_{l_2}^i$。若 $D_{l_2}^i \geqslant D_{l_1}^i$，则剔除航迹 $\boldsymbol{T}_{l_2}^i$；反之，剔除航迹 $\boldsymbol{T}_{l_1}^i$。

4．同状态航迹编队的确认

经过量测重复航迹的剔除，子编队 $\boldsymbol{G}_j^i$ 变成新的子编队 $\hat{\boldsymbol{G}}_j^i$，且

$$\widehat{\boldsymbol{G}}_j^i = \{\boldsymbol{T}_l^i\}\ l = 1,\cdots,\hat{n}_j \tag{2-47}$$

式中，$\hat{n}_j$ 为子编队 $\widehat{\boldsymbol{G}}_j^i$ 中航迹的个数。若 $\hat{n}_j \geqslant 2$，则 $\widehat{\boldsymbol{G}}_j^i$ 为传感器 i 的同状态航迹编队；否则，剔除 $\widehat{\boldsymbol{G}}_j^i$。

2.4.2　多传感器同状态编队关联模型

基于同状态航迹编队获取模型，每个传感器可能得到多个子编队，其中很可能存在虚假子编队。对真实编队航迹而言，在统一坐标系中各传感器的探测信息十分相似，若利用各子编队的中心航迹状态代替该子编队，则各传感器对应编队目标的子编队状态差异很小；而各传感器虚假子编队与杂波一样是随机形成的，各传感器间不存在固有的关联，所以可以利用全空域传感器探测编队的一致性和各传感器子编队中心航迹的状态，利用循环阈值模型进行编队分割。

设 $\boldsymbol{X}_{j_1}^{i_1}, \boldsymbol{P}_{j_1}^{i_1}$ 为第 i_1 个传感器第 j_1 个同状态航迹编队 $\boldsymbol{G}_{j_1}^{i_1}$ 中心航迹的状态和状态协方差，$\boldsymbol{X}_{j_2}^{i_2}, \boldsymbol{P}_{j_2}^{i_2}$ 为第 i_2 个传感器第 j_2 个同状态航迹编队 $\boldsymbol{G}_{j_2}^{i_2}$ 中心航迹的状态和状态协方差；若

$$[\boldsymbol{X}_{j_1}^{i_1} - \boldsymbol{X}_{j_2}^{i_2}]^{\mathrm{T}}[\boldsymbol{P}_{j_1}^{i_1} - \boldsymbol{P}_{j_2}^{i_2}][\boldsymbol{X}_{j_1}^{i_1} - \boldsymbol{X}_{j_2}^{i_2}] \leqslant \gamma \tag{2-48}$$

则认为 $\boldsymbol{G}_{j_1}^{i_1}$ 和 $\boldsymbol{G}_{j_2}^{i_2}$ 属于同一个编队，状态相似。

当编队分割完成后，保留划入编队中的同状态航迹子编队，并剔除其他子编队。

2.4.3 编队内航迹精确关联合并模型

在得出各传感器对同一编队目标的同状态关联航迹编队后，需要进行编队内航迹的关联及合并，消除多传感器对编队内同一目标产生的冗余航迹。因为此前基于同状态航迹编队获取模型，已最大限度地剔除了编队中虚假航迹，降低了航迹关联的难度，所以在此采用加权法[7,8,38]实现编队内的精确航迹关联。

设 $\boldsymbol{G}^1=\{\boldsymbol{T}_i^1\}$ 和 $\boldsymbol{G}^2=\{\boldsymbol{T}_j^2\}$ 分别为传感器 1 和传感器 2 中对同一编队目标的同状态关联航迹编队。若与航迹 $\boldsymbol{T}_i^1$ 满足加权法门限的航迹不止一条，则选取使式（2-49）成立的 j^* 为 i 的关联对[8]

$$j^*=\min_{j\in\{j_1,\cdots,j_{n_2'}\}}\frac{1}{k}\left(\sum_{l=1}^{k}\left\|\tilde{x}_{ij}(l)\right\|\right) \tag{2-49}$$

式中，$\tilde{x}_{ij}(l)$ 为航迹 i、j 在 l 时刻的位置差；$\{j_1,\cdots,j_{n_2'}\}$ 为 G^2 中与航迹 T_i^1 满足加权法门限的航迹编号集合。若与航迹 $\boldsymbol{T}_i^1$ 满足加权法门限的航迹数为零，则剔除航迹 $\boldsymbol{T}_i^1$。

设经检验航迹 $\boldsymbol{T}_i^1$ 与航迹 $\boldsymbol{T}_j^2$ 成功关联，则合并后的航迹状态为

$$\hat{\boldsymbol{X}}=\frac{(\boldsymbol{P}_i^1)^{-1}X_i^1+(\boldsymbol{P}_j^2)^{-1}X_j^2}{(\boldsymbol{P}_i^1)^{-1}+(\boldsymbol{P}_j^2)^{-1}} \tag{2-50}$$

式中，$\boldsymbol{X}_i^1,\boldsymbol{P}_i^1$ 与 $\boldsymbol{X}_j^2,\boldsymbol{P}_j^2$ 分别为 $\boldsymbol{T}_i^1$ 与 $\boldsymbol{T}_j^2$ 的状态和状态估计协方差。

2.5 仿真比较与分析

为验证算法性能，本节采用 100 次蒙特卡洛仿真，对本章所提出的 CMS-FTGTI 算法、MS-CMS-FTTI 算法与分布式多传感器修正逻辑（Distributed

Multi-sensor MLBM：DMS-MLBM）算法[7]及基于聚类和 Hough 变换的集中式多传感器多编队航迹起始（Centralized Multi-sensor Multi-formation Track Initiation Algorithm Based on Clustering and Hough Transform：CMS-CHT-MF TTI）算法[2]进行比较与分析。

2.5.1　仿真环境

假定传感器为 3 部 2D 雷达，参数设置如表 2-4 所示。为比较各算法在不同仿真环境中的航迹起始性能，设置了与 2.2.6 节相同的三种环境。

表 2-4　传感器参数设置表

	雷达 1	雷达 2	雷达 3
位置/米	（−1000, −1000）	（0, 0）	（−1000, 1000）
测距误差/米	20	40	60
测向误差/度	0.1	0.3	0.5
检测概率	0.98	0.94	0.9
采样周期/秒	1	1	1

2.5.2　仿真结果及分析

（1）图 2-21、图 2-22 分别为环境 1、环境 2 中各算法对两个编队目标的航迹起始比较图，两图中各包含 8 个小图，其中，图（a）、（b）对应 DML-MLMB 算法，图（c）、（d）对应 CMS-CHT-MFTTI 算法，图（e）、（f）对应 CMS-FTGTI 算法，图（g）、（h）对应 MS-CMS-FTTI 算法。从图 2-21 可以看出，对编队量测而言，DML-MLMB 算法起始出多条虚假航迹，航迹交错杂乱，已无法辨别出编队的真实运动态势；CMS-CHT-MFTTI 算法对每个编队只能建立 1 条航迹，且航迹精确度较低；CMS-FTGTI 算法和 MS-CMS-FTTI 算法可以较精确地起始出编队中各个航迹，其中后者的精确度更高；从图 2-22 可以看出，环

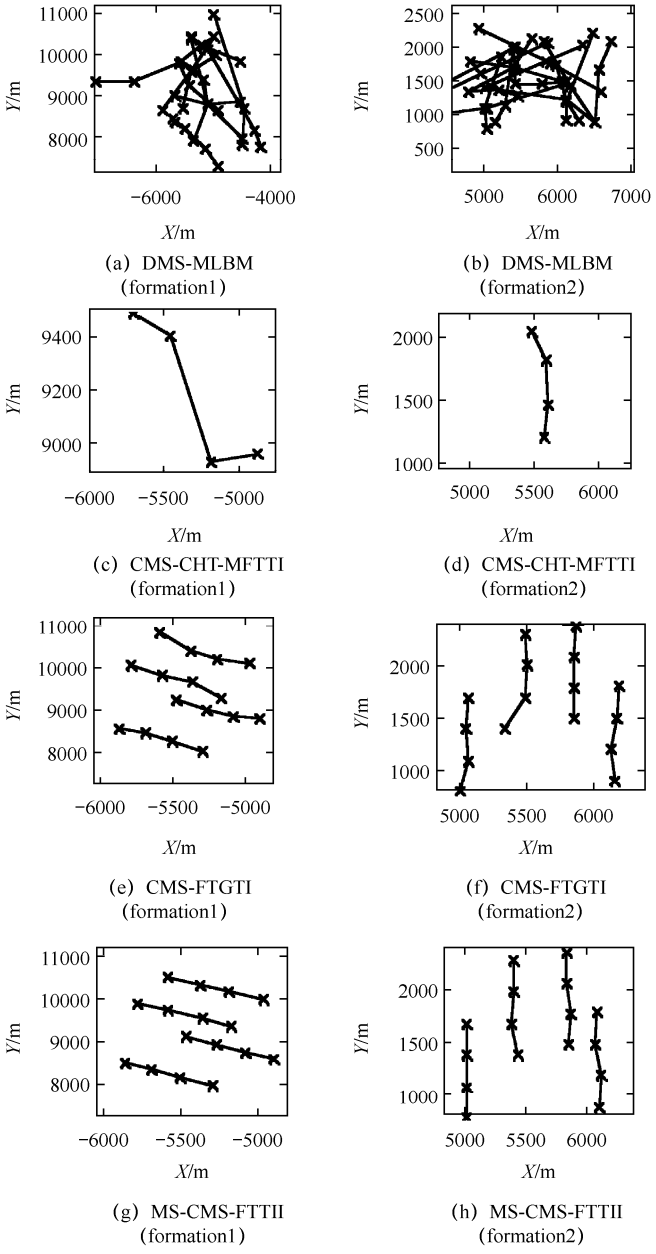

图 2-21　各算法对两个编队目标的航迹起始比较图（环境 1）

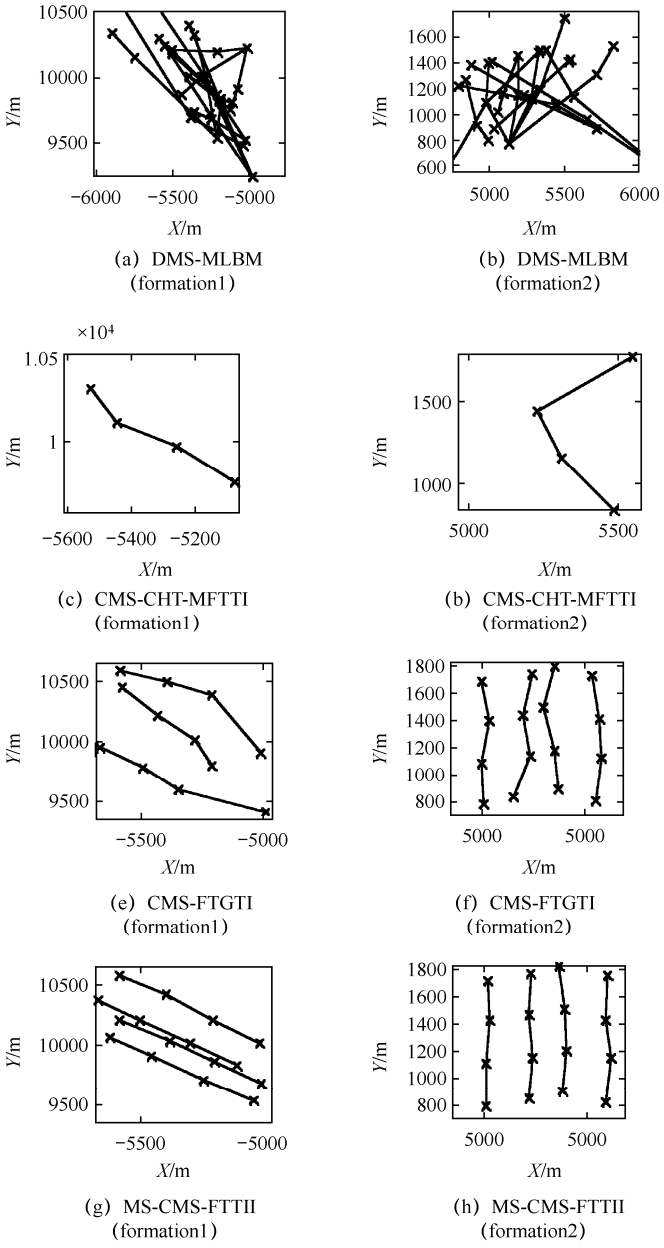

图 2-22　各算法对两个编队目标的航迹起始比较图（环境 2）

境 2 中三种算法的整体比较结果与环境 1 相似，只是 CMS-FTGTI 算法在起始第 1 个编队时漏掉 1 条航迹。总之，与其他两种算法相比，CMS-FTGTI 算法和 MS-CMS-FTTI 算法的优势明显，其中后者略优于前者。

造成上述结果的原因为：DML-MLMB 算法无法避免真实回波量测被虚假航迹占用，从而造成大量虚假航迹的产生；CMS-CHT-MFTTI 算法在未剔除杂波的情况下简单基于编队中心点进行起始，必然会丢失大量态势信息，且所起始航迹精确度较低；而 CMS-FTGTI 算法首先基于灰色精确互联模型剔除了相同传感器预互联编队内的虚假量测，然后基于量测合并模型消除了编队内多传感器对应同一目标的冗余信息，并再次利用灰色精确互联模型完成编队内量测的精确互联，最后才基于航迹得分输出真实航迹，最大限度地抑制了虚假航迹的产生；MS-CMS-FTGTI 算法首先利用非抢占式 MLMB 算法起始航迹，保证了编队中真实目标航迹的输出；然后基于同状态航迹编队获取模型，从时间上最大限度地剔除了编队中虚假航迹，同时基于多传感器同状态编队关联模型，从空间上消除了虚假地同状态航迹编队，并基于加权法完成了多传感器预互联同状态航迹子编队内航迹的精确互联及合并，同样最大限度地剔除了虚假航迹。

（2）图 2-23、图 2-24 为环境 1、环境 2 下 50 次仿真（每次仿真包括 100 次蒙特卡洛仿真）中各算法整体起始航迹质量比较图。从图中可以看出，MS-CMS-FTTI 算法的整体航迹质量最高，CMS-FTGTI 算法略次之，但两者均明显优于 CMS-CHT-MFTTI 算法和 DML-MLMB 算法，其中 DML-MLMB 算法最差。图 2-25、图 2-26 为环境 1、环境 2 下 50 次仿真中各算法整体起始航迹精度比较图，整体情况同整体航迹质量相似。总之，本章算法的航迹起始性能明显优于另外两种算法，其中 MS-CMS-FTTI 算法最优。

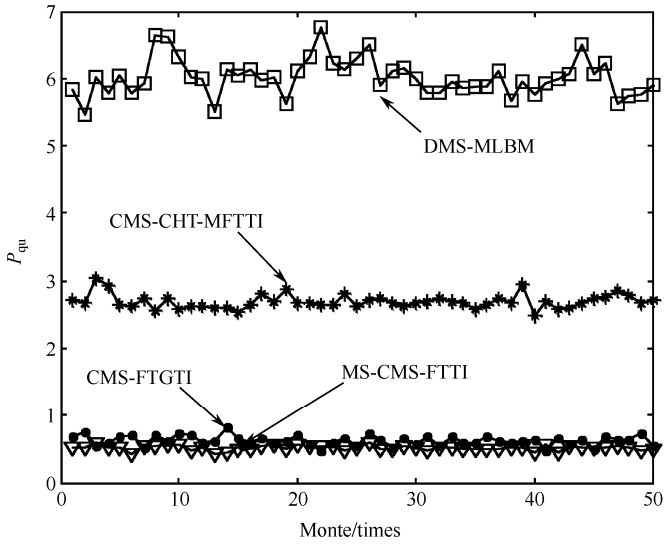

图 2-23　各算法整体起始航迹质量比较图（环境 1）

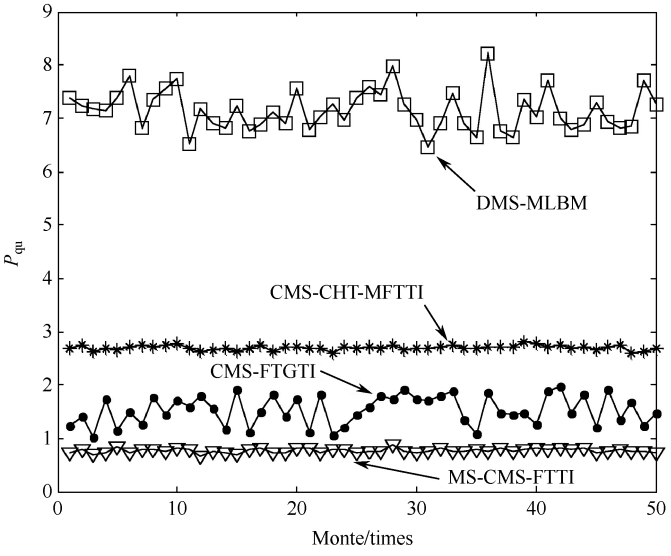

图 2-24　各算法整体起始航迹质量比较图（环境 2）

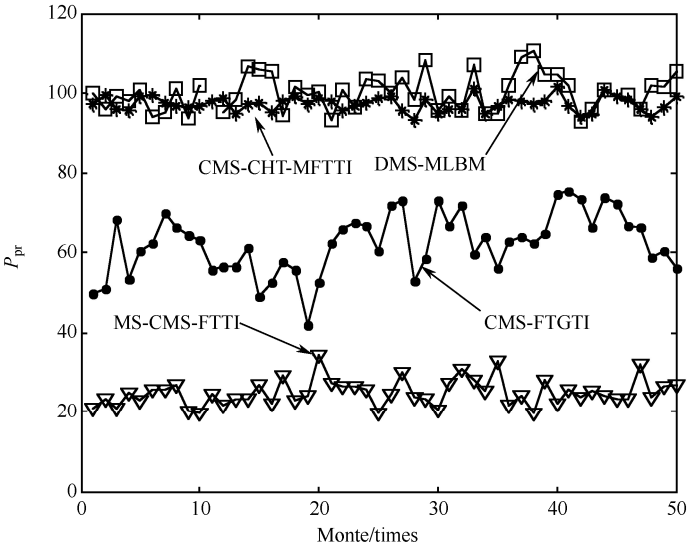

图 2-25　各算法整体起始航迹精度比较图（环境 1）

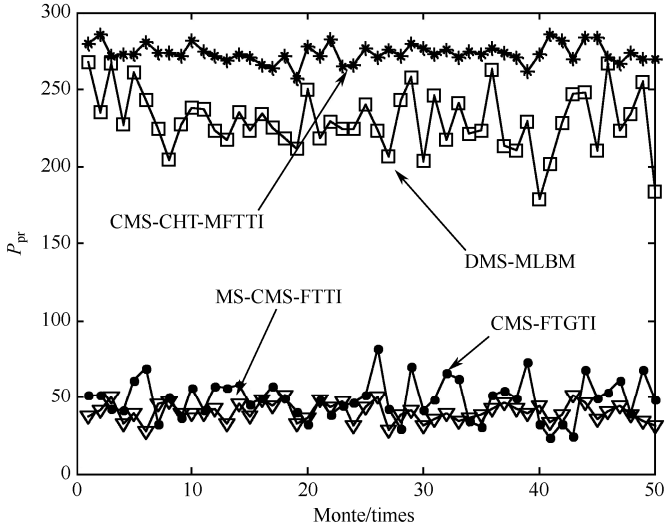

图 2-26　各算法整体起始航迹精度比较图（环境 2）

（3）为验证本章算法对杂波及传感器测量误差的适应能力，基于环境 3 分别给出了各算法 P_{true} 和 P_{error} 随两种指标的变化比较表。

从表 2-5 可以看出，随杂波数的增大，DML-MLBM 算法的虚假航迹起始率一直最高，在杂波数为（6, 12）时，其错误航迹起始率（虚假航迹起始率与漏航迹起始率之和）高达 8.5990，即该算法起始出 80 多条虚假航迹，是其他两种算法的 3 倍以上；CMS-CHT-MFTTI 算法的正确起始率有所下降，且始终低于 40%，不能满足实际的工程需求；CMS-FTGTI 算法受杂波的影响较小，虽然正确航迹起始率略有下降，错误航迹起始率略有上升，但总体起始效果保持在一个较高水平；MS-CMS-FTTI 算法略优于 CMS-FTGTI 算法，正确航迹起始率始终高于 85%，当杂波数高达（6, 12）时，其正确航迹起始率仍可高达 86.2%。总之，本章算法对杂波的鲁棒性远优于其他两种算法，其中 MS-CMS-FTTI 算法的性能更优。

表 2-5　各算法 P_{true} 及 P_{error} 随杂波数变化比较表

杂波数	λ_1 /个	1	2	3	4	5	6
	λ_2 /个	2	4	6	8	10	12
P_{true}	DML-MLMB	0.6970	0.5160	0.4440	0.3910	0.3170	0.3140
	CMS-CHT-MFTTI	0.3909	0.3829	0.3749	0.3530	0.3340	0.3270
	CMS-FTGTI	0.9520	0.9120	0.8700	0.6950	0.6500	0.6130
	MS-CMS-FTTI	0.9680	0.9250	0.9260	0.9270	0.8910	0.8620
P_{error}	DML-MLMB	2.3480	3.9010	5.2950	5.8370	7.1850	8.5990
	CMS-CHT-MFTTI	0.7540	1.0280	1.360	1.7610	2.1980	2.7770
	CMS-FTGTI	0.2220	0.5280	0.9700	1.4050	1.5830	1.9660
	MS-CMS-FTTI	0.2400	0.4530	0.7620	1.1100	1.5940	1.8360

从表 2-6 可以看出，随着测量误差的增大，CMS-CHT-MFTTI 算法 P_{true} 和 P_{error} 的变化幅度最小；DML-MLBM 算法的变化幅度居中，正确航迹起始率略

有下降；CMS-FTGTI 算法和 MS-CMS-FTTI 算法的变化幅度相对较大，因为这两种算法分别以编队中各目标相对位置的缓慢漂移特性和真实运动状态相似性为基础，当量测误差较大时航迹起始阶段同一编队中各目标航迹的状态差别变大，这种缓慢漂移特性和相似性会相应变差。

表 2-6　各算法 P_{true} 及 P_{error} 随量测误差变化比较表

测量误差	σ_ρ /米	20	40	60	70	80	100
	σ_θ /度	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1.2
P_{true}	DML-MLMB	0.5710	0.5990	0.5950	0.5640	0.5530	0.4820
	CMS-CHT-MFTTI	0.3709	0.3759	0.3749	0.3660	0.3750	0.3740
	CMS-FTGTI	0.9640	0.9420	0.9280	0.6530	0.6020	0.5510
	MS-CMS-FTTI	0.9630	0.9490	0.7790	0.5180	0.3540	0.2710
P_{error}	DML-MLMB	3.2520	3.0590	2.9980	2.9660	2.9830	3.1450
	CMS-CHT-MFTTI	0.8640	0.9500	0.8070	0.7930	0.8210	0.8510
	CMS-FTGTI	0.2010	0.4160	0.7650	1.6700	1.9880	2.1130
	MS-CMS-FTTI	0.8760	0.4090	0.4230	0.6850	0.8720	1.0120

（4）为说明本书算法的计算效率，表 2-7 中给出了环境 1 和环境 2 中各算法耗时随杂波数的变化情况。

从表 2-7 可以看出，随着杂波的增多，四种算法的耗时均有所升高，其中 CMS-CHT-MFTTI 算法的上升幅度最小，CMS-FTGTI 算法最大；在环境 1 中，当 $\lambda_1<6$、$\lambda_2<12$ 时，CMS-CHT-MFTTI 算法的耗时最小，DML-MLMB 算法和 MS-CMS-FTTI 算法的耗时相近，CMS-FTGTI 算法最大；在环境 2 中，当 $\lambda_1\geqslant 2$、$\lambda_2\geqslant 4$ 时，CMS-FTGTI 算法和 MS-CMS-FTTI 算法耗时大于 DML-MLMB 算法和 CMS-CHT-MFTTI 算法，其中前者更大。总之，当杂波不是特别密集时，本章算法的实时性能满足工程需求，而在密集杂波环境下，两者耗时偏大，特别是 CMS-FTGTI 算法，实时性需要进一步提高。

表 2-7　算法耗时随杂波数的变化比较表

杂波数	λ_1	1	2	3	4	5	6
	λ_2	2	4	6	8	10	12
环境 1	DML-MLMB	0.1552	0.2951	0.3623	0.4644	0.7781	0.8776
	CMS-CHT-MFTTI	0.0239	0.0581	0.0681	0.0308	0.0323	0.0404
	CMS-FTGTI	0.2646	0.5196	1.0627	2.6935	4.3443	9.5221
	MS-CMS-FTTI	0.1513	0.2684	0.4526	0.5814	0.8938	1.3388
环境 2	DML-MLMB	0.3015	0.3312	0.3831	0.4959	1.1119	1.0386
	CMS-CHT-MFTTI	0.0386	0.0598	0.0697	0.0437	0.0399	0.0489
	CMS-FTGTI	0.2916	0.5347	1.2075	3.0024	5.7632	10.6839
	MS-CMS-FTTI	0.2760	0.4189	0.7418	1.3027	1.8773	3.2771

2.6　本章小结

本章基于航迹起始阶段编队内各目标相对位置的缓慢漂移特性和运动模式的相似性，研究了集中式多传感器编队目标航迹起始问题。

本章 2.2 节研究了 RPV-FTGTI 算法，该算法首先基于循环阈值模型、编队中心点进行编队的预分割、预关联，然后对预互联成功的编队搜索对应坐标系，并建立编队中各量测的相对位置矢量，进而基于灰色互联模型完成编队内量测的互联，最后基于航迹确认规则得到编队目标状态矩阵。经仿真数据验证，与 MLBM 算法、CHT-FTTI 算法相比，RPV-FTGTI 算法在起始真实航迹、抑制虚假航迹及杂波鲁棒性等方面的综合性能更优。2.3 节研究了 CMS-FTGTI 算法，该算法将预互联成功的编队按传感器分成子编队，基于灰色互联模型剔除同一传感器子编队内的虚假量测，并利用量测合并模型消除编队内多传感器对同一目标的冗余信息，最后基于灰色互联模型、航迹得分完成编队内量测的精确互联和航迹输出。2.4 节研究了 MS-CMS-FTTI 算法，该算法基于非抢占式修正逻辑法和同状态航迹编队获取模型剔除单传感器形

成的虚假航迹，并基于多传感器同状态编队关联模型消除各传感器虚假的同状态航迹编队，最后基于加权法实现同状态关联编队内航迹的精确互联及合并。2.5 节在统一的仿真环境下，对本章提出的两种集中式多传感器编队目标航迹起始算法与 DMS-MLBM 算法、CMS-CHT-MFTTI 算法进行综合比较分析，仿真结果表明，本章算法的综合性能优势明显，其中 MS-CMS-FTTI 算法性能最优。

总之，本章算法弥补了现有算法无法满足单传感器或多传感器探测时编队内目标精确航迹起始工程要求的不足，为实现多传感器编队目标的精确跟踪奠定了良好的基础。

第 3 章　复杂背景下集中式多传感器编队目标跟踪算法

3.1　引言

随着传感器分辨率的提高，如何在云雨杂波、带状干扰等复杂背景下利用多部传感器实现编队内目标的精确跟踪逐渐成为近年来目标跟踪领域的研究热点，然而传统的多传感器多目标跟踪算法和现有的编队目标跟踪算法均难以满足编队目标跟踪的工程需求；为弥补上述不足，基于第 2 章对编队目标航迹起始技术的研究，本章首先在 3.3 节中基于群分割中图像法[30]的思想，建立云雨杂波和带状干扰剔除模型，完成编队目标跟踪的杂波预处理；然后，在 3.4 节和 3.5 节中分别提出基于模板匹配[151~154]的集中式多传感器编队目标跟踪（Centralized Multi-sensor Formation Targets Tracking Based on Template Matching：TM-CMS-FTT）算法和基于形状方位描述符[155]的集中式多传感器编队目标粒子滤波（Centralized Multi-sensor Formation Targets Particle Filter Based on Shape and Azimuth Descriptor：SAD-CMS-FTPF）算法；最后，在 3.6 节中设计几种与实际跟踪背景相近的仿真环境，对本章算法的跟踪性能进行验证和分析。

3.2　系统描述

集中式多传感器编队目标跟踪问题是在杂波中用 N_S 个传感器上报到融合

中心的量测实现编队内每个目标的状态更新。在此假设：每个量测最多可能来自于一个目标；每个目标在各个时刻最多有一个真实回波值；有些传感器也许在每个区间上都不提供测量。设系统的动态方程为

$$\boldsymbol{X}^t(k+1)=\boldsymbol{F}(k)\boldsymbol{X}^t(k)+\boldsymbol{\Gamma}(k)\boldsymbol{V}^t(k)\quad（k=1,2,\cdots；\ t=1,2,\cdots,T_g）\text{（3-1）}$$

式中，$\boldsymbol{X}^t(k+1)\in\boldsymbol{R}^n$ 是 k+1 时刻目标的全局状态向量；$\boldsymbol{F}(k)\in\boldsymbol{R}^n$ 是状态转移矩阵；T_g 为第 g 个编队中的目标个数；$\boldsymbol{\Gamma}(k)\in\boldsymbol{R}^{n,h}$ 为噪声分布矩阵；$\boldsymbol{V}^t(k)$ 是离散时间白噪声序列，且 $E[\boldsymbol{V}^t(k)]=0$，$E[\boldsymbol{V}^t(k)\boldsymbol{V}^t(k)^{\mathrm{T}}]=\boldsymbol{Q}^t(k)$。

设 m_{k_i} (i=1,2,⋯,N_s)是 k 时刻来自传感器 i 的量测数，在多传感器环境下，量测方程被表示为

$$\boldsymbol{Z}_l^i(k)=\boldsymbol{H}_i(k)\boldsymbol{X}^t(k)+\boldsymbol{W}_l^i(k)\quad（t=1,2,\cdots,T；\ l=1,2,\cdots,m_{k_i}）\quad\text{（3-2）}$$

式中，量测 $\boldsymbol{Z}_l^i(k)$ 表示 k 时刻来自传感器 i 的第 l 个测量；$\boldsymbol{H}_i(k)$ 是传感器 i 的量测矩阵；$\boldsymbol{W}_l^i(k)$ 是具有已知协方差且与所有其他噪声向量统计独立的零均值高斯噪声向量；T 为目标个数；k 时刻融合中心所获得的综合观测向量为

$$\boldsymbol{Z}(k)=\{\boldsymbol{Z}_i^s(k)\}\quad（i=1,\cdots,m_s；\ s=1,\cdots,N_s）\qquad\text{（3-3）}$$

并假定各传感器间的量测误差是统计独立的。

3.3　云雨杂波和带状干扰剔除模型

当传感器探测区域中存在云雨杂波和带状干扰时，在对编队目标进行跟踪前，需要剔除云雨杂波和带状干扰引起的虚假量测，因此本节基于群分割中图解法[30]的思想分别建立云雨杂波剔除模型和带状干扰剔除模型。

3.3.1　云雨杂波剔除模型

当传感器升空工作或探测区域内存在云雨天气时，会面临强大的云雨杂波，尤其是当目标处于云雨杂波区时，传感器探测性能会受到严重影响。在数据处理层面，云雨杂波表现为一定区域内密度很高的量测点，会在多个探测区域内存在，从而形成多条虚假航迹，不利于目标空间整体态势的形成，所以此处建立云雨杂波剔除模型剔除虚假量测，具体分为以下四步。

1．量测区域矩阵的建立

将 $\boldsymbol{Z}(k)$ 中的所有量测变换到融合中心坐标系，并获取 x、y 方向量测最大值和最小值的集合 $\boldsymbol{E}_{xy}(k)=[\boldsymbol{z}^{x}_{\max}(k),\boldsymbol{z}^{x}_{\min}(k),\boldsymbol{z}^{y}_{\max}(k),\boldsymbol{z}^{y}_{\min}(k)]^{\mathrm{T}}$，基于 $\boldsymbol{E}_{xy}(k)$ 构建如图 3-1 所示的矩形 A，并按照图 3-2 将 A 分割成多个小块区域，利用矩形 B 定义量测区域矩阵为

$$\boldsymbol{R}_{e}(k)=\{a_{ij}(k)\}\quad (i=1,2,\cdots,L_x(k);\ j=1,2,\cdots,L_y(k)) \tag{3-4}$$

式中，$L_x(k)$ 和 $L_y(k)$ 分别为矩形 B 在 x、y 方向上小块区域的个数，其取值取决于现实跟踪系统及任务要求[7]，具体确认过程同图解法。

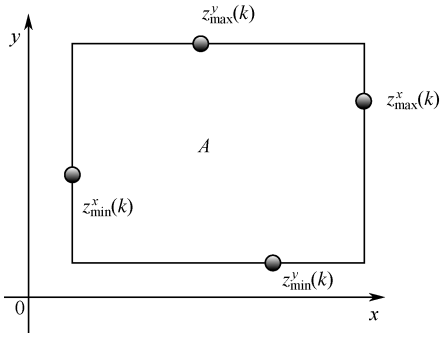

图 3-1　量测区域示意图

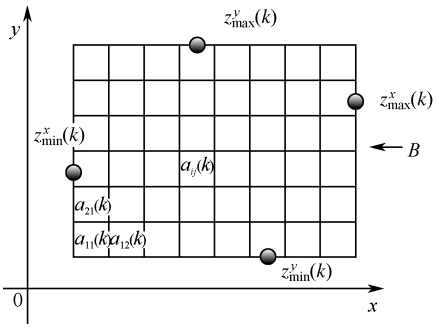

图 3-2　量测区域矩阵示意图

2．权值矩阵的建立

基于 $a_{ij}(k)$ 中量测的个数确定权值，定义 B 的权值矩阵为

$$\boldsymbol{W}_e(k)=\{w_{ij}(k)\}\quad(i=1,2,\cdots,L_x(k);\ j=1,2,\cdots,L_y(k)) \tag{3-5}$$

式中，$w_{ij}(k)$ 的初始值为零。在对 $\boldsymbol{Z}(k)$ 进行循环操作的过程中，当有一个量测落入 $a_{ij}(k)$ 中时，则执行 $w_{ij}(k)=w_{ij}(k)+1$。

3．进化权值矩阵的建立

为便于区分云雨杂波和普通杂波，在此通过进化权值矩阵进一步放大云雨杂波的密集特性。定义 $a_{ij}(k)$ 的进化权值 $\hat{w}_{ij}(k)$ 为 $w_{ij}(k)$ 与 $a_{ij}(k)$ 相邻区域的权值之和，即

$$\hat{w}_{ij}(k)=\sum w_{(i+l_x)(j+l_y)}(k)\quad(l_x\in[-1,0,1];\ l_y\in[-1,0,1]) \tag{3-6}$$

因此，B 的进化权值矩阵为

$$\hat{\boldsymbol{W}}_e(k)=\{\hat{w}_{ij}(k)\}\quad(i=1,2,\cdots,L_x(k);\ j=1,2,\cdots,L_y(k)) \tag{3-7}$$

4．剔除规则的建立

定义平均进化权值为

$$\overline{w}(k)=\frac{1}{\overline{l}}\sum_{i=1}^{L_x(k)}\sum_{j=1}^{L_y(k)}\hat{w}_{ij}(k) \tag{3-8}$$

式中，$\overline{l}$ 为进化权值不为零的小块区域个数。

因云雨杂波的密集程度远高于其他目标和杂波，因此若

$$\hat{w}_{ij}(k)<b\overline{w}(k) \tag{3-9}$$

则保留 $a_{ij}(k)$ 中的量测，否则将 $a_{ij}(k)$ 中的量测作为云雨杂波剔除。其中，b 为剔除系数，通常情况下$1\leqslant b<\dfrac{\hat{w}_{\max}(k)}{\overline{w}(k)}$（$\hat{w}_{\max}(k)$ 为进化权值最大值），具体取值与目标环境有关。在此需注意的是，当目标环境中存在编队目标时，为避免把编队量测当作云雨杂波剔除掉，则 b 的取值应当相对较大。

3.3.2　带状干扰剔除模型

电磁干扰作为一种降低传感器探测能力的重要实现方式，在现代战场中普遍存在。带状干扰是一种常用的干扰模式，表现为以传感器为中心的扇形量测密集区域，为形成清晰的战场态势，需消除其带来的不利影响，具体剔除模型与云雨杂波剔除模型相似，但在此需要注意以下三点：

（1）带状干扰的剔除过程在各传感器的局部坐标系下完成；

（2）带状干扰剔除模型中将探测区域划分成多个很窄小的扇形；

（3）在带状干扰剔除模型中，探测区域权值矩阵和进化权值矩阵的建立在极坐标中完成。

3.3.3　验证分析

1．仿真数据验证分析

为验证本节算法的有效性，采用蒙特卡洛仿真进行验证。图 3-3 为带有云

雨杂波和带状干扰的量测态势图；图 3-4 为利用本节模型进行杂波剔除后的量测态势图；从图中可以看出，本节模型较好地剔除了云雨杂波和带状干扰，同时未对其他量测产生较大影响。

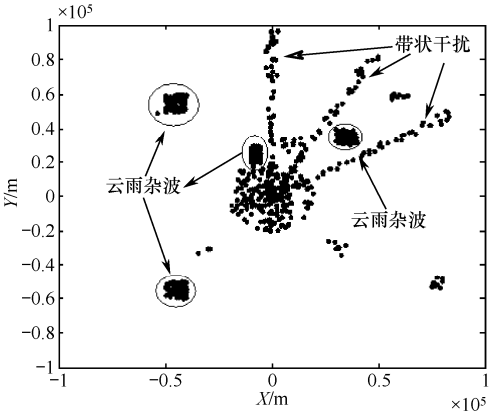

图 3-3　带有云雨杂波和带状干扰的量测态势图

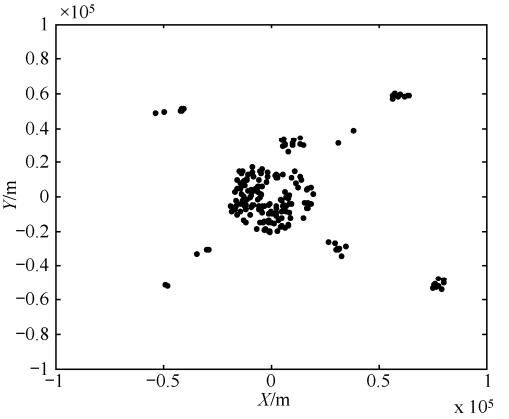

图 3-4　杂波剔除后的量测态势图

2．实测数据验证分析

为进一步验证本节算法的有效性，采用实测数据进行验证。图 3-5 为基于“点迹融合竞优”实测数据的量测态势图；图 3-6 为利用本书模型处理后的结

果，从图中可以看出，带状干扰被剔除，效果比较理想。

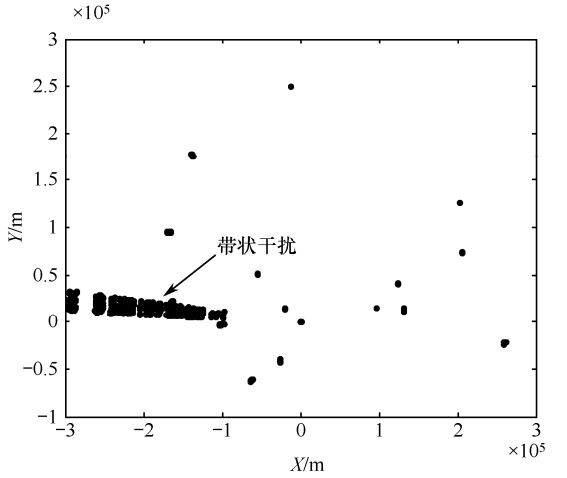

图 3-5　量测态势图

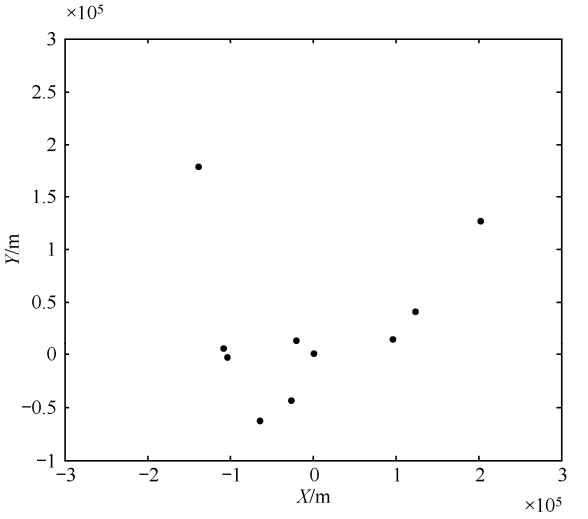

图 3-6　杂波剔除后的量测态势图

3.4　基于模板匹配的集中式多传感器编队目标跟踪算法

因编队内目标之间通常距离很近，且运动模式相似，杂波环境下易产生交叉互联，从而造成多跟、错跟等情况。要实现多传感器探测时编队内目标的精确跟踪，编队内目标与多传感量测值间的对应互联是重点、难点。本节基于非机动情况下各探测周期编队内目标真实回波位置相对固定的特性，利用模板匹配的方式区别目标真实测量和杂波，提出 TM-CMS-FTT 算法。

3.4.1　基于编队整体的预互联

设 $\boldsymbol{G}(k-1)$ 为 k–1 时刻编队航迹状态更新值和协方差更新值的集合：

$$\boldsymbol{G}(k-1)=\left\{\boldsymbol{X}_n^t(k-1),\boldsymbol{P}_n^t(k-1)\right\}\ (\ t=1,\cdots,T_g(k-1);\ \ n=1,\cdots,N_g^t(k-1))\tag{3-10}$$

式中，$T_g(k-1)$ 为 k–1 时刻编队的个数；$N_g^t(k-1)$ 为 k–1 时刻第 t 个编队中的目标个数。

针对第 i 个传感器上报的量测集合 $\boldsymbol{Z}^i(k)$，利用循环阈值法进行编队的预分割（同 2.2.1 节），设 $\boldsymbol{g}_l^i(k)=\{\boldsymbol{z}_j^{il}(k)\},\ j=1,\cdots,J_l^i(k)$ 为分割后获得的第 l 个编队量测，$J_l^i(k)$ 为 $\boldsymbol{g}_l^i(k)$ 中的量测个数。

设 $\overline{\boldsymbol{z}}_l^i(k)$ 为 $\boldsymbol{g}_l^i(k)$ 的中心点，$\bar{\boldsymbol{G}}^t(k-1)=[\bar{\boldsymbol{X}}^t(k-1),\bar{\boldsymbol{P}}^t(k-1)]$ 为编队 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 中心航迹的状态更新值和协方差更新值。此时，编队量测与编队航迹的互联，暂时转变为 $\overline{\boldsymbol{z}}_l^i(k)$ 与 $\bar{\boldsymbol{G}}^t(k-1)$ 之间的互联。与传统目标相同，以 $\bar{\boldsymbol{X}}^t(k-1)$ 的一步预测值 $\bar{\boldsymbol{X}}^t(k\,|\,k-1)$ 为中心，建立关联波门。若 $\overline{\boldsymbol{z}}_l^i(k)$ 满足式（3-11），则认为落入 $\overline{\boldsymbol{z}}_l^i(k)$ 关联波门内。

$$[\overline{\boldsymbol{z}}_l^i(k)-\boldsymbol{H}_i(k)\overline{\boldsymbol{X}}^t(k\,|\,k-1)]^{\mathrm{T}}\,\overline{\boldsymbol{S}}_{il}^{-1}(k)[\overline{\boldsymbol{z}}_l^i(k)-\boldsymbol{H}_i(k)\overline{\boldsymbol{X}}^t(k\,|\,k-1)]\leqslant\gamma \tag{3-11}$$

式中，γ 为常数阈值；$\overline{\boldsymbol{S}}_{il}(k)$ 为新息协方差。

通常情况下，编队与编队之间相距较远，落入同一关联门的概率较小；假如同一传感器有多个编队量测落入同一关联波门内，基于最近领域的思想，选取最近的编队量测为关联量。设各传感器上报量测中与 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 关联成功的编队量测集合为

$$\underline{\boldsymbol{g}}^t(k)=\{\underline{\boldsymbol{g}}_i^t(k)\}\ (\ i=1,\cdots,N_s') \tag{3-12}$$

式中，N_s' 为存在关联编队量测的传感器个数。

3.4.2　模板匹配模型的建立

基于预关联成功的 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 和 $\underline{\boldsymbol{g}}^t(k)$，建立模板匹配模型，剔除杂波并实现编队内航迹与真实量测的互联，具体过程分为以下四步。

1．模板形状矩阵的建立

基于 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 建立模板，具体过程与 3.3.1 节中云雨杂波剔除模型相似，获取图 3-1 中的矩形 A。

$\boldsymbol{z}_j^{il}(k)$ 可以描述为

$$\boldsymbol{z}_j^{il}(k)=\begin{cases}H(\boldsymbol{\omega}_i,\boldsymbol{\omega}_t)+\boldsymbol{w}_j^{il} & \text{测量源于目标}\\ \boldsymbol{a}_j^{il} & \text{测量源于杂波}\end{cases} \tag{3-13}$$

式中，$\boldsymbol{w}_j^{il}=[w_{jx}^{il},w_{jy}^{il}]$ 为服从高斯分布的随机噪声；$\boldsymbol{\omega}_i$ 为 k 时刻传感器 i 的位置；$\boldsymbol{\omega}_t$ 为目标 t 的真实位置；$\boldsymbol{a}_j^{il}$ 在传感器探测区域内服从均匀分布。

当编队未发生机动时，编队内各目标真实位置构成的图形在相邻时刻是

基本一致的；受量测误差 $\boldsymbol{w}_j^{il}$ 的影响，量测值会发生一定摆动，由式（3-13）可知，在 x、y 方向上摆动的范围大致为 $2\,w_{jx}^{il}$、$2\,w_{jy}^{il}$。按图 3-7 的方式将矩形 A 划分成多个小矩形，其中 μ_x、μ_y 分别为 x、y 方向上的划分依据，其定义为

$$\begin{cases}\mu_x^{\mathrm{m}} = \min\{4\max\{w_{jx}^{il}\}, x_{\min}^{c}(k-1)\} \\ \mu_y^{\mathrm{m}} = \min\{4\max\{w_{jy}^{il}\}, y_{\min}^{c}(k-1)\}\end{cases} \tag{3-14}$$

式中，$x_{\min}^{c}(k-1)$、$y_{\min}^{c}(k-1)$ 分别为 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 各目标在 x、y 方向上的最小差值。

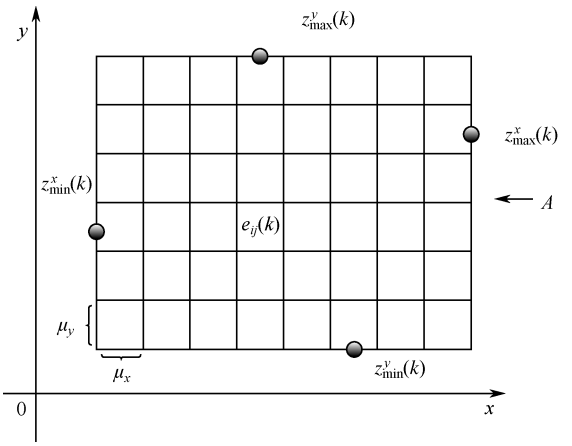

图 3-7　矩形 A 划分示意图

定义矩形 A 模板形状矩阵为

$$\boldsymbol{E}_{\mathrm{m}}^{t}(k-1) = \{e_{ij}^{\mathrm{m}}\}\ (\ i=1,\cdots,l_x^{\mathrm{m}};\ j=1,\cdots,l_y^{\mathrm{m}}) \tag{3-15}$$

式中，l_x^{m}、l_y^{m} 分别为矩形 A 在 x、y 方向上的矩形个数；

$$e_{ij} = \begin{cases}1\text{（对应小矩形中存在量测）} \\ 0\text{（对应小矩形中没有量测）}\end{cases} \tag{3-16}$$

2．待匹配形状矩阵的建立

以 $\underline{\boldsymbol{g}}^t(k)$ 为待匹配对象，建立待匹配形状矩阵 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{p}}^{i}(k)$ 描述 $\underline{\boldsymbol{g}}_i^t(k)$，具体分为

以下三步。

（1）基于 $\underline{\boldsymbol{g}}_i^t(k)$，找出 x、y 方向上的最大值和最小值，按 3.3.1 节中的方式建立矩形 B。

（2）依据 μ_x^{P}、μ_y^{P} 把矩形 B 划分成多个小矩形，其中 μ_x^{P} 和 μ_y^{P} 的定义同式（3-14）。

（3）基于有无量测落入小矩形中建立待匹配形状矩阵 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{P}}^i(k)$ 为

$$\boldsymbol{E}_{\mathrm{P}}^t(k)=\{e_{ij}^{\mathrm{P}}\}\ (i=1,\cdots,l_x^{\mathrm{P}};\ \ i=1,\cdots,l_y^{\mathrm{P}}) \tag{3-17}$$

式中，e_{ij}^{P} 的定义同式（3-16）。同时记录小矩形 e_{ij}^{P} 内量测集 $\hat{\boldsymbol{Z}}_{ij}^t$ 为

$$\hat{\boldsymbol{Z}}_{ij}^t=\left\{\hat{\boldsymbol{z}}_l(k)\right\}\quad l=1,\cdots,\hat{m}_{ij}^{\mathrm{P}} \tag{3-18}$$

式中，$\hat{m}_{ij}^{\mathrm{P}}$ 为量测集合 $\underline{\boldsymbol{g}}_i^t(k)$ 中落入小矩形 e_{ij}^{P} 的量测个数。

3．匹配搜索模型的建立

如图 3-8 所示，以矩形 B 在 x、y 方向上最小的矩形为起点，将矩形 A 嵌入 B 内，基于 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{m}}^t(k-1)$ 与 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{P}}^t(k)$ 建立 B_{ij} 与 A 的匹配度矩阵为

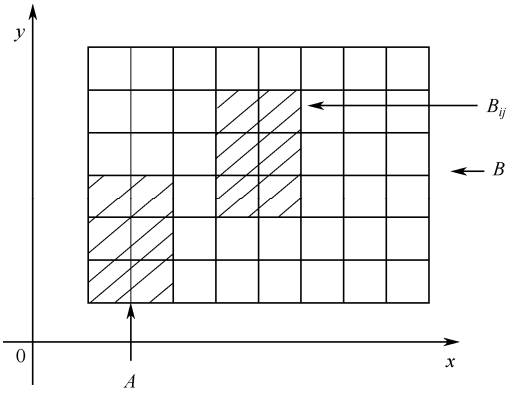

图 3-8　匹配搜索模型示意图

$$\boldsymbol{P}^t = \left[p_{ij} \right] (i = 1, \cdots, m_x'^{\mathrm{P}}; j = 1, \cdots, m_y'^{\mathrm{P}}) \tag{3-19}$$

式中，$m_x'^{\mathrm{P}}$、$m_y'^{\mathrm{P}}$ 分别为 x、y 方向上进行匹配的次数，且

$$\begin{cases} m_x'^{\mathrm{P}} = l_x^{\mathrm{P}} - l_x^{\mathrm{m}} + 1 \\ m_y'^{\mathrm{P}} = l_y^{\mathrm{P}} - l_y^{\mathrm{m}} + 1 \end{cases} \tag{3-20}$$

$$p_{ij} = \sum_{i=1}^{l_x^{\mathrm{m}} \cdot l_y^{\mathrm{m}}} p_{i'j'}^{\mathrm{m}} \quad (i' = 1, \cdots, l_x^{\mathrm{m}}; j' = 1, \cdots, l_y^{\mathrm{m}}) \tag{3-21}$$

式中，

$$P_{i'j'}^{\mathrm{m}} = \begin{cases} 1, \text{若} e_{i'j'}^{\mathrm{m}} = e_{[(i-1)l_x^{\mathrm{m}} + i'][(j-1)l_y^{\mathrm{m}} + j']}^{\mathrm{P}} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \tag{3-22}$$

若 $p_{ij} = l_x^{\mathrm{m}} l_y^{\mathrm{m}}$，则认为 B_{ij} 与 A 匹配，即 B_{ij} 中各量测的内部结构与 A 中各量测的内部结构相似。

4．匹配矩阵的确认

矩形 B 中满足匹配条件的 B_{ij} 可能有多个，在此通过建立匹配代价矩阵确定最终的匹配矩阵。基于传感器 s 的匹配度矩阵 $\boldsymbol{P}_s^t$，定义匹配代价矩阵 $\boldsymbol{L}_s^t$ 为

$$\boldsymbol{L}_s^t = \left\{ \varsigma_{ij}^s \right\} \quad (i = 1, \cdots, m_x'^{\mathrm{P}}; j = 1, \cdots, m_y'^{\mathrm{P}}) \tag{3-23}$$

$$\varsigma_{ij}^s = \begin{cases} \sum_{i'=1}^{l_x^{\mathrm{m}}} \sum_{j'=1}^{l_y^{\mathrm{m}}} d_{i'j'} & (p_{ij} = l_x^{\mathrm{m}} l_y^{\mathrm{m}}) \\ 0 & (p_{ij} \neq l_x^{\mathrm{m}} l_y^{\mathrm{m}}) \end{cases} \tag{3-24}$$

式中，$d_{i'j'}$ 为 B_{ij} 中第 $i'j'$ 个方格中量测与模板 A 对应方格中所包含目标状态一步的预测值的差值，即

$$d_{i'j'}=\begin{cases}\min\limits_{l=1:\bar{m}^{\mathrm{p}}_{i'j'}}\left[\hat{z}_l(k)-\hat{z}^t(k|k-1)\right] & e^{\mathrm{m}}_{i'j'}=e^{\mathrm{p}}_{[(i-1)l^{\mathrm{m}}_x+i'][(j-1)l^{\mathrm{m}}_y+j']}=1\\ 0 & e^{\mathrm{m}}_{i'j'}=e^{\mathrm{p}}_{[(i-1)l^{\mathrm{m}}_x+i'][(j-1)l^{\mathrm{m}}_y+j']}=0\end{cases} \tag{3-25}$$

同时，储存 B_{ij} 各方格中用于计算 $d_{i'j'}$ 的量测集 $\tilde{\boldsymbol{Z}}_{ij}=\left\{\tilde{\boldsymbol{z}}_{i'j'}\right\}$。对 s 个传感器，均建立 $\boldsymbol{L}^t_s$，取代价最小的矩阵 B^*_{ij} 为匹配矩形，记 B^*_{ij} 中各方格的互联量测集为 $\tilde{\boldsymbol{Z}}^*_{ij}$。

3.4.3　编队内航迹的状态更新

基于 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 和 $\tilde{\boldsymbol{Z}}^*_{ij}$，利用模板 A 和匹配矩形 B^*_{ij}，若 $\boldsymbol{X}^t_n(k-1)$ 落入 A 中的小矩形 $a_{i'j'}$ 中，则基于落入 B^*_{ij} 中的量测 $\tilde{\boldsymbol{z}}^*_{i'j'}$，利用 kalman 滤波完成 $\boldsymbol{X}^t_n(k-1)$ 状态和协方差更新。

在此，需要注意的是，在完成编队内所有航迹的状态更新后，还需要利用当前时刻剩余的量测集与前三个时刻剩余的量测集进行航迹起始，并建立航迹终结原则，判断编队内各条航迹是否终结。

3.4.4　讨论

本节基于非机动模式下各时刻同一编队内目标真实回波整体结构的相似性，提出 TM-CMS-FTT 算法，其优点主要有以下两个：

（1）通过模板与待匹配区域的搜索匹配，最大限度地消除了杂波，并保证了编队内目标结构的稳定性，不会出现编队内目标交叉错误互联的情况；

（2）基于匹配矩阵确认模型，在所有传感器的匹配矩阵中，获取代价最小的匹配矩形完成编队内各目标的状态更新，既充分利用了多个传感器的探测信息，又避免了冗余航迹的产生。

3.5　基于形状方位描述符的集中式多传感器编队目标粒子滤波算法

由编队目标的定义可知，在非机动模式下相邻时刻编队内目标真实回波构成的图形相似，基于这一原理，本节利用形状方位描述符[155]分别表示出编队内各目标状态更新值和可能关联量测构成的图形，提出了 SAD-CMS-FTT 算法，具体由编队目标形状矢量、相似度模型及冗余图像剔除模型的建立和基于粒子滤波的状态更新组成。

3.5.1　编队目标形状矢量的建立

形状方位描述符是数字图像处理中描述空间图形的一种常用方法，由斯坦福研究所提出。它由图像方位框的高度、宽度、面积、比率，图像约束框的高度、宽度、面积、比率、最大半径、最小半径、最小半径角、最大半径角 12 个分量组成[155]。

设图 3-9 中的图形 A 为 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 的形状示意图，t_1,t_2,t_3,t_4 为编队内各目标的位置，则利用形状描述符建立 A 的形状矢量为

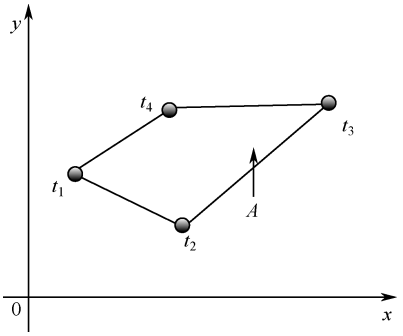

图 3-9　编队目标 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 的形状示意图

$$\boldsymbol{\Omega}_t(k-1)=\{\omega_1,\omega_2,\omega_3,\omega_4,\omega_5,\omega_6,\omega_7,\omega_8,\omega_9,\omega_{10},\omega_{11},\omega_{12}\} \tag{3-26}$$

式中，ω_1 为图像方位框的高度，图像方位框为沿图像行动方向围绕物体的最小矩阵，如图 3-10 中的矩形 B 所示；ω_2 为 B 的宽度；ω_3 为 B 的面积；ω_4 为 B 的比率，即 B 的面积与 A 的面积之比；ω_5 为图像约束框的高度，图像约束框为沿图像主轴方位包围物体最小的矩形，如图 3-11 中的矩形 C 所示；ω_6 为 C 的宽度；ω_7 为 C 的面积；ω_8 为 C 的比率，即 C 的面积与 A 的面积之比；ω_9 为最小半径，即 A 的重心与 A 的边界元素之间的最小距离；ω_{10} 为最大半径，即 A 的重心与 A 的边界元素之间的最大距离；ω_{11} 为最小半径角，即最小半径向量相对于水平轴线的角度；ω_{12} 为最大半径角，即最大半径向量相对于水平轴线的角度。

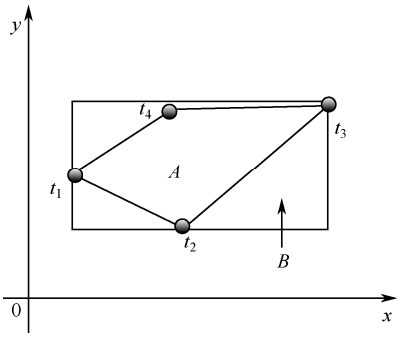

图 3-10　图像方位框示意图

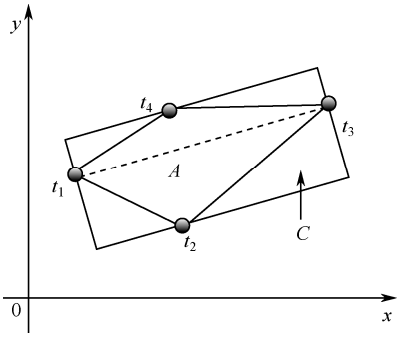

图 3-11　图像约束框示意图

在此需要注意的是，当处理直线等特殊图形时，$\boldsymbol{\Omega}_t(k-1)$ 中的有些分量可能无法获取，此时可去掉这些分量。由上述描述可知，形状矢量 $\boldsymbol{\Omega}_t(k-1)$ 唯一地表示了图形 A，若两个图形的图形矢量相同，则判定这两个图形一致。本节算法在每个时刻更新编队内各目标状态矢量的同时，更新各编队目标航迹的形状矢量；记 k-1 时刻编队航迹 t 的形状矢量为 $\boldsymbol{\Omega}_t(k-1)=\{\omega_i^t(k-1)\}$，$i=1,\cdots,12$。

3.5.2　相似度模型的建立

以 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 中各目标在 k 时刻的一步预测值为中心建立关联波门，设 $\boldsymbol{Z}(k)$ 中落入关联波门的量测集为

$$\hat{\boldsymbol{Z}}^t(k)=\{\hat{\boldsymbol{Z}}_i^t(k)\},\ i=1,2,\cdots,N_g^t(k-1) \tag{3-27}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{Z}}_i^t(k)$ 为落入编队 t 中第 i 个目标关联波门内的量测集。若按传感器的不同进行分类，则

$$\hat{\boldsymbol{Z}}_i^t(k)=\{\boldsymbol{z}_{ij}^{ts}(k)\},\ s=1,2,\cdots,\hat{N}_s;\ j=1,2,\cdots,\hat{m}_i^s \tag{3-28}$$

式中，$\hat{N}_s$ 为 $\hat{\boldsymbol{Z}}_i^t(k)$ 源于传感器的个数；$\hat{m}_i^s$ 为 $\hat{\boldsymbol{Z}}_i^t(k)$ 中源于传感器 s 的量测个数。

针对传感器 s，基于式（3-29）建立矢量 $\boldsymbol{\tau}$；

$$\boldsymbol{\tau}_j^s(k)=\{\hat{\boldsymbol{z}}_{ij}^s(k)\},\ i=1,2,\cdots,N_g^t(k-1);\ j=1,2,\cdots,J^s \tag{3-29}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{z}}_{ij}^s(k)$ 为 $\hat{\boldsymbol{Z}}_i^t(k)$ 中源于传感器 s 的任一量测；若 $\hat{m}_i^s=0$，则用一步预测值 $\hat{\boldsymbol{z}}_i^t(k\,|\,k-1)$ 代替，并定义 $\hat{m}_i^s=1$，则

$$J^s=\prod_{i=1}^{N_g^t(k-1)}\hat{m}_i^s \tag{3-30}$$

定义事件 $\theta_j^s(k)$ 为量测集 $\boldsymbol{\tau}_j^s(k)$ 与 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 中各目标航迹对应互联的事件；对单个传感器而言，有

$$\sum_{j=1}^{J^s}\rho(\theta_j^s(k))=1 \tag{3-31}$$

为方便，记 $\rho(\theta_j^s(k))=\rho_j^s(k)$。从图形的角度来看，$\boldsymbol{\tau}_j^s(k)$ 中的量测构成一个图形 D_j^s，基于形状方位描述符计算其形状矢量为 $\boldsymbol{\Omega}_j^s(k-1)$。在相邻时刻，非机动编队内目标真实回波构成的图形应与编队内各目标状态构成的图形相似；设 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 中各目标构成的图形为 C^t，在此通过构建相似度表征 D_j^s 与 C^t 所得图形的相似性，定义相似度 $q_j^s(k)$ 为

$$q_j^s(k)=\frac{1}{\sum_{i=1}^{12}|\omega_{ij}^s(k)-\omega_i^t(k-1)|} \tag{3-32}$$

基于式（3-32），构建相似度集合 $Q^s(k)=\{q_j^s(k)\}$（$j=1,2,\cdots,J^s$）。$q_j^s(k)$ 越大，说明 $\theta_j^s(k)$ 为真的概率越大。为便于比较说明，需要进行归一化处理，在此定义 $\rho_j^s(k)$ 为

$$\rho_j^s(k)=\frac{q_j^s(k)}{\sum_{i=1}^{J^s}q_j^s(k)} \tag{3-33}$$

由式（3-32）和式（3-33）可知，$\rho_j^s(k)$ 只考虑了 $\boldsymbol{\tau}_j^s(k)$ 与 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 所表示图形的内部结构一致性，没有考虑量测集 $\boldsymbol{\tau}_j^s(k)$ 与 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 中各目标状态更新值的关联性，因此单独基于 $\rho_j^s(k)$ 判断 $\boldsymbol{\tau}_j^s(k)$ 与 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 互联的可能性不完善，此处进一步定义相似度概率 $\rho_j'^s(k)$ 为

$$\rho_j'^s(k)=\frac{q_j'^s(k)}{\sum_{i=1}^{J^s}q_j'^s(k)} \tag{3-34}$$

式中，

$$q_j'^s(k)=\frac{1}{\sum_{i=1}^{N_g^t(k-1)}[\hat{\boldsymbol{z}}_{ij}^s(k)-\hat{\boldsymbol{z}}_i^t(k|k-1)]} \tag{3-35}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{z}}_i^t(k|k-1)$ 为编队目标 t 中第 i 个目标在 k 时刻的状态一步预测值。

最后，综合考虑 $\rho_j^s(k)$ 和 $\rho_j'^s(k)$，定义相似度概率 $\rho_j''^s(k)$ 为

$$\rho_j''^s(k)=\frac{\rho_j^s(k)+\rho_j'^s(k)}{2} \tag{3-36}$$

3.5.3　冗余图像的剔除

当利用多传感器对编队目标进行探测时，可以获得对应同一编队目标的多幅图像，所以需要进行冗余图像的剔除，在此基于选主站的思想解决该问题。

基于概率集合 $\{\rho_j''^s(k)\}$，定义

$$s^*=\arg\max_{s=1:N_s}\{\max_{j=1:J^s}\rho_j''^s(k)\} \tag{3-37}$$

则表示选择传感器 s^* 为主站，并利用传感器 s^* 上报的量测集对 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 进行状态更新。

3.5.4　基于粒子滤波的状态更新

基于集合 $\{\boldsymbol{\tau}_j^{s^*}(k)\}$ 和 $\{\rho_j''^{s^*}(k)\}$，利用粒子滤波进行对 $\boldsymbol{G}^t(k-1)$ 中各条航迹进行状态更新为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_i^t(k|k)=\sum_{j=1}^{J^{s^*}}\rho_j''^{s^*}(k)\hat{\boldsymbol{X}}_{ij}^t(k|k)\quad(i=1,2,\cdots,N_g^t(k-1)) \tag{3-38}$$

$$\boldsymbol{P}_i^t(k|k)=\sum_{j=1}^{J^{s^*}}\rho_j''^{s^*}(k)\boldsymbol{P}_{ij}^t(k|k)\quad(i=1,2,\cdots,N_g^t(k-1)) \tag{3-39}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{X}}_{ij}^{t}(k|k)$、$\boldsymbol{P}_{ij}^{t}(k|k)$ 分别为基于 $\{\boldsymbol{\tau}_{j}^{s^*}(k)\}$ 利用粒子滤波方法[7]得到的状态更新值和协方差更新值。

3.6　仿真比较与分析

为验证本章算法的有效性，本节设定两种典型的非机动编队目标运动情况，从算法跟踪精度、实时性、有效跟踪率三个方面分析本章两种算法的跟踪性能，并与传统多传感器多目标跟踪算法中性能优越的基于数据压缩的集中式多传感器多假设（Centralized Multi-sensor Multiple Hypothesis Transform: CMS-MHT）算法[8]进行比较。

3.6.1　仿真环境

假定传感器为 3 部 2D 雷达，参数设置同 2.5.1 节。为比较各算法在不同仿真环境中的跟踪性能，设置以下两种典型环境。

环境 1：模拟两个交叉运动的密集编队目标。设在一个 2 维平面上存在 8 个目标，构成 2 个编队，均作匀速直线运动。前 4 个目标组成第 1 个编队，各目标的初始位置分别为（5000m,800m）、（5200m,1000m）、（5550m,1200m）、（5700m,1400m），初始速度均为（−200m/s,300m/s）；第 5~8 个目标组成第 2 个编队，各目标的初始位置分别为（−5000m,8000m）、（−5200m,8200m）、（−5550m,8400m）、（−5700m,8600m），初始速度均为（100m/s,300m/s）；杂波设置同 2.2.6 节所示。

环境 2：为验证各算法耗时和有效跟踪率随杂波的变化情况，在环境 1 的基础上，杂波的取值如表 3-1 所示。

表 3-1　环境 2 中杂波取值表

λ_1/个	1	2	3	4	5	6
λ_2/个	2	4	6	8	10	12

3.6.2　仿真结果

仿真结果如图 3-12、图 3-13 和图 3-14 所示。

环境 1：

3.6.3　仿真分析

图 3-12 为环境 1 中编队目标真实态势图，从图中可以看出两个编队目标交叉运动。图 3-13 和图 3-14 分别为环境 1 中 TM-CMS-FTT 算法、SAD-CMS-FTPF 算法和基于数据压缩的 CMS-MHT 算法的均方根位置、速度误差比较图：从图中可以看出，本章两种算法均能对目标进行有效跟踪，均方根位置误差小于 60m, 均方根速度误差小于 2m/s；而基于数据压缩的 CMS-MHT 算法的跟踪效果不理想，在 50 步以后均方根位置误差高达 300m 以上，均方根速度误差高达 12m/s 以上，在对跟踪精度要求较高的实际场合中已无法满足工程要求。就三种算法比较而言，SAD-CMS-FTPF 算法的跟踪精度最高，TM-CMS-FTT 算法略次之，两者均明显高于基于数据压缩的 CMS-MHT 算法。

表 3-2 为环境 2 中各算法有效跟踪率及算法耗时随杂波数变化比较表。从表中可以看出，对应于同样的杂波数，SAD-CMS-FTPF 算法和 TM-CMS-FTT 算法的有效跟踪率相近，其中前者略优，当杂波数为(6, 12)时，两者的有效跟踪率均维持在 75%以上；基于数据压缩的 CMS-MHT 算法的有效跟踪率明显低于本章两种算法，当杂波数为(6, 12)时，其有效跟踪率仅为 39.34%，已不

能满足工程需求。此外，随着杂波数的增加，各算法的有效跟踪率均有所下降，其中基于数据压缩的 CMS-MHT 算法的下降幅度最大，TM-CMS-FTT 算法次之，SAD-CMS-FTPF 算法最小。

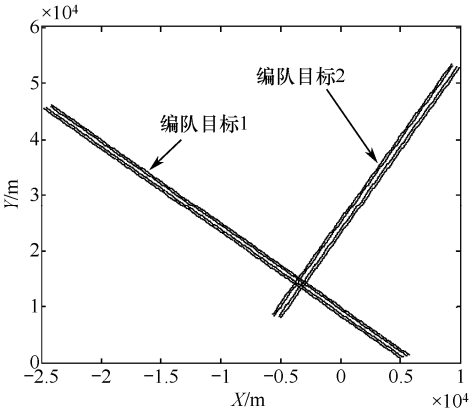

图 3-12　编队目标真实态势图

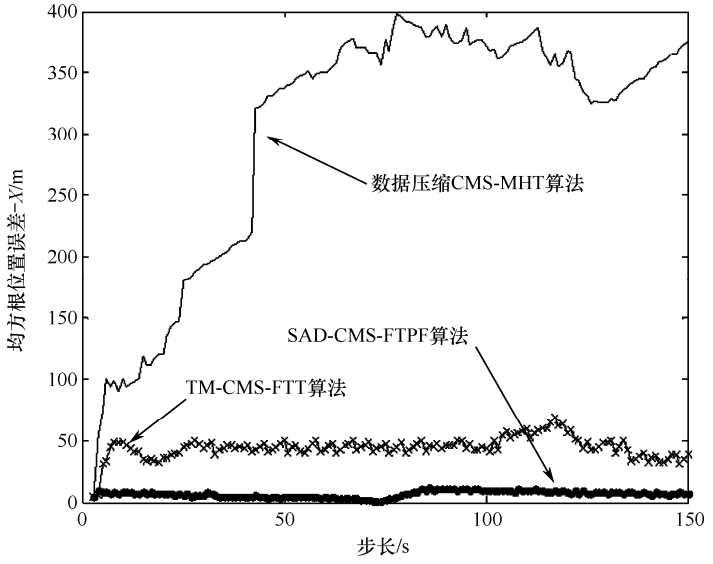

图 3-13　X 方向均方根位置误差比较图

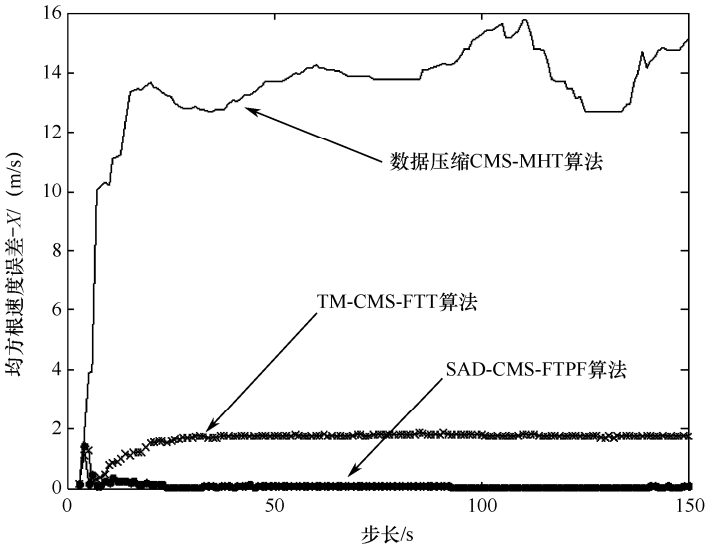

图 3-14　X 方向均方根速度误差比较图

表 3-2　各算法有效跟踪率及算法耗时随杂波数变化比较表

杂波数	λ_1 /个	1	2	3	4	5	6
	λ_2 /个	2	4	6	8	10	12
有效跟踪率	TM-CMS-FTT	1	0.9875	0.9523	0.9034	0.8923	0.7534
	SAD-CMS-FTPF	1	1	0.9741	0.9632	0.9321	0.8832
	数据压缩 CMS-MHT	0.8569	0.7746	0.6512	0.6058	0.5860	0.3934
耗时 /毫秒	TM-CMS-FTT	0.0234	0.0783	0.1534	0.1946	0.2578	0.3208
	SAD-CMS-FTPF	0.1024	0.1272	0.1689	0.2517	0.2943	0.4023
	数据压缩 CMS-MHT	0.1480	0.1956	0.2525	0.3678	0.6502	0.9946

由表 3-2 可知，随着杂波数的增加，三种算法的单次更新耗时均有所增加；其中，基于数据压缩的 CMS-MHT 算法的增加幅度最大，当杂波数为(6, 12)时，其单次更新耗时已高达 0.9946 毫秒，在对实时性要求较高的实际场合中已不能满足工程要求；SAD-CMS-FTPF 算法和 TM-CMS-FTT 算法的增加幅度远小于基于数据压缩的 CMS-MHT 算法，其中后者更小一些。此外，对应同样的杂波数，TM-CMS-FTT 算法的单次更新耗时最少，SAD-CMS-FTPF 算法

略多，基于数据压缩的 CMS-MHT 算法最多。

综上所述，与基于数据压缩的 CMS-MHT 算法相比，TM-CMS-FTT 算法和 SAD-CMS-FTPF 算法在跟踪精度、有效跟踪率和算法耗时三个方面的性能均有较大程度的提高，能更好地解决多传感器探测下编队内目标的精确跟踪问题；本章的两种算法相比，TM-CMS-FTT 算法的单次更新耗时略少，但跟踪精度和有效跟踪率均差于 SAD-CMS-FTPF 算法，综合比较而言，后者的性能更加优越。

3.7　本章小结

本章基于相邻时刻同一非机动编队内目标真实回波空间结构相对固定的特性，研究了复杂背景下集中式多传感器编队目标跟踪问题。

本章 3.3 节基于群分割中图解法的思想分别建立了云雨杂波剔除模型和带状干扰剔除模型，并分别利用仿真数据和实测数据验证了两种模型的有效性。3.4 节研究了 TM-CMS-FTT 算法，该算法首先基于编队整体进行预关联，然后基于预关联成功的编队状态集合与量测集合分别建立模板形状矩阵和待匹配形状矩阵，并通过匹配搜索模型和匹配矩阵确认规则选出代价最小的匹配矩阵，最后基于模板和对应的匹配矩阵，利用 kalman 滤波完成编队内各目标航迹的状态更新。3.5 节研究了 SAD-CMS-FTPF 算法，该算法首先利用形状方位描述符表示编队内各目标状态更新值所构成的图形，然后基于落入编队内各目标相关波门内的量测集合，利用形状方位描述符表示出编队内各目标可能关联量测构成的所有图形，并利用形状相似程度和量测与目标状态一

步预测值的空间距离建立相似度模型，计算编队目标和量测集对应互联的概率，同时利用选主站的思想实现多传感器探测下冗余信息的剔除，最后基于量测集合与对应的权值集合，利用粒子滤波完成编队内各目标的状态估计。3.6 节在统一的仿真环境下，对本章提出的两种算法与基于数据压缩的 CMS-MHT 算法进行了综合比较分析，仿真结果表明本章算法能实现多传感器探测下编队目标的跟踪，且性能优越，其中 SAD-CMS-FTPF 算法的性能最优，但是本章算法在编队目标发生机动时不再适用。

第 4 章　集中式多传感器机动编队目标跟踪算法

4.1　引言

在航迹维持阶段，编队目标会发生各种机动，此时编队内目标回波的相对位置结构发生缩放、剪切、旋转等仿射变换，第 3 章提出的两种跟踪算法不再适用；此外，传统的机动目标跟踪算法因对机动编队目标回波复杂性考虑不足，难以取得理想的跟踪效果，且现有机动编队目标跟踪算法只简单的基于编队整体进行了研究，无法准确、实时地完成机动编队内各目标的状态更新。为弥补上述不足，本章首先基于编队机动时的量测特性，在 4.2 节中建立整体机动、分裂、合并、分散四种典型的机动编队目标跟踪模型；然后基于上述模型，在 4.3 节和 4.4 节中分别提出变结构 JPDA 机动编队目标跟踪（Maneuvering Formation Targets Tracking Based on Different Structure JPDA Technique：DSJPDA-MFTT）算法和扩展广义 *S*-维分配机动编队目标跟踪（Maneuvering Formation Targets Tracking Based on Patulous Generalized S-D Assignment：PGSDA-MFTT）算法；最后，在 4.5 节中设计几种与实际跟踪背景相近的仿真环境，对本章算法的综合跟踪性能进行验证和分析。

4.2　典型机动编队目标跟踪模型的建立

4.2.1　编队整体机动跟踪模型的建立

当编队目标发生整体机动时，要实现多传感器杂波下编队内目标的精确

跟踪，需分为多传感器编队内目标的点-航互联和状态估计两步来完成。

1．多传感器编队内目标的点-航互联

点-航的正确互联是对机动编队内目标精确跟踪的前提和基础。然而，当编队发生机动时，编队内目标间的拓扑关系会发生一定的仿射变换，而且编队内目标一般相距较近，受量测噪声等的影响易造成编队内各航迹的交叉错误关联，再加上杂波的影响，传统的点-航互联算法难以取得理想的效果；本节从编队的整体出发，利用编队的特性，基于融合中心所探测到的综合量测集，利用广义 *S-D* 维分配算法实现多传感器对应同一目标的量测关联与合并，并求出编队内各航迹的关联量测，具体流程如图 4-1 所示。

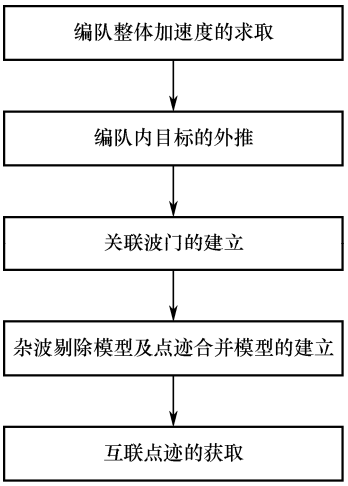

图 4-1　点-航互联流程图

1）编队整体加速度的求取

设 $\boldsymbol{U}(k-1)=\{\boldsymbol{X}_i(k)\}_{i=1}^{T_U(k-1)}$ 为 $k-1$ 时刻的一个编队目标。其中，$T_U(k-1)$ 为编队内的目标个数，$\hat{\boldsymbol{X}}_i(k-1)$ 为目标 i 在 $k-1$ 时刻的状态更新值，且

$$\hat{\boldsymbol{X}}_i(k-1)=[x_i,v_i^x,a_i^x,y_i,v_i^y,a_i^y]^{\mathrm{T}} \tag{4-1}$$

设编队目标 $\boldsymbol{U}$ 在 k 时刻发生整体机动，与 k 时刻的编队量测 $\boldsymbol{Z}_1(k)=\{\boldsymbol{z}_i(k)\}_{i=1}^{m_1(k)}$ 关联，$\boldsymbol{Z}_1(k)$ 可基于 k 时刻探测设备获取的量测集 $\boldsymbol{Z}(k)=\{\boldsymbol{z}_i(k)\}_{i=1}^{m(k)}$ 利用循环阈值模型获得。其中，$z_i(k)=[z_i^x(k),z_i^y(k)]^{\mathrm{T}}$；$m(k)$、$m_1(k)$ 分别为 $\boldsymbol{Z}(k)$、$\boldsymbol{Z}_1(k)$ 中的量测个数。

基于 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 和 $\boldsymbol{Z}_1(k)$，求出编队目标 $\boldsymbol{U}(k)$ 因发生整体机动而产生的加速度 $\boldsymbol{a}_{u_1}(k)=[a_{u_1}^x(k),a_{u_1}^y(k)]^{\mathrm{T}}$。

$$\begin{cases} a_{u_1}^x(k)=\dfrac{1}{T^2}\left(\dfrac{\sum\limits_{i=1}^{m_1(k)}z_i^x(k)}{m_1(k)}-\dfrac{\sum\limits_{i=1}^{T_U(k-1)}x_i(k-1)+T\sum\limits_{i=1}^{T_U(k-1)}v_i^x(k-1)}{T_U(k-1)}\right) \\ a_{u_1}^y(k)=\dfrac{1}{T^2}\left(\dfrac{\sum\limits_{i=1}^{m_1(k)}z_i^y(k)}{m_1(k)}-\dfrac{\sum\limits_{i=1}^{T_U(k-1)}y_i(k-1)+T\sum\limits_{i=1}^{T_U(k-1)}v_i^y(k-1)}{T_U(k-1)}\right) \end{cases} \tag{4-2}$$

式中，T 为采样周期。

2）编队内目标的外推

基于 $\boldsymbol{a}_{u_1}(k)$ 求出 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 中各目标航迹的一步预测值集合 $\boldsymbol{U}(k)=\{\hat{X}_i(k\mid k-1)\}_{i=1}^{T_U(k)}$。其中，$T_U(k)$ 为编队 $\boldsymbol{U}(k)$ 中的目标个数，一般情况下 $T_U(k)=T_U(k-1)$，则

$$\hat{\boldsymbol{X}}_i(k\mid k-1)=\boldsymbol{F}(k)\hat{\boldsymbol{X}}_i'(k) \tag{4-3}$$

式中　$\boldsymbol{F}(k)\in\boldsymbol{R}^{n,n}$ 为状态转移矩阵；

$$\hat{\boldsymbol{X}}_i'(k)=[x_i(k-1),v_i^x(k-1),a_{u_1}^x(k),y_i(k-1),v_i^y(k-1),a_{u_1}^y(k)]^{\mathrm{T}} \tag{4-4}$$

3）关联波门的建立

以 $\hat{\boldsymbol{X}}_i(k\mid k-1)$ 为中心建立关联波门，若 $\boldsymbol{Z}_1(k)$ 中的量测 $\boldsymbol{z}_i(k)$ 满足式(4-5)，

则判定 $\boldsymbol{z}_i(k)$ 落入 $\hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k-1)$ 的波门中。

$$d(\boldsymbol{z}_i(k),\boldsymbol{z}_j(k))=\sqrt{(z_i^x(k)-z_j^x(k))^2+(z_i^y(k)-z_j^y(k))^2}\leqslant ld_0 \qquad (4\text{-}5)$$

式中，l 为常量系数，主要受量测噪声和杂波密度的影响，量测噪声和杂波密度越大，l 越大。

4）杂波剔除模型及点迹合并模型的建立及关联量测的获取

设落入 $\hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k-1)$ 关联波门的量测集合为 $\bar{\boldsymbol{Z}}_i(k)=\{\bar{\boldsymbol{Z}}_j^i(k)\}_{j=1}^{\bar{m}_i(k)}$，按照传感器的来源不同对 $\bar{\boldsymbol{Z}}_i(k)$ 进行分类，则 $\bar{\boldsymbol{Z}}_i(k)$ 可写为

$$\bar{\boldsymbol{Z}}_i(k)=\{\bar{z}_j^{is}(k)\}\ (j=1,\cdots,\bar{m}_s;s=1,\cdots,N_i) \qquad (4\text{-}6)$$

式中，$\bar{m}_s$ 为 $\bar{\boldsymbol{Z}}_i(k)$ 中来源于传感器 s 的量测个数；N_i 为 $\bar{\boldsymbol{Z}}_i(k)$ 中量测来源的传感器个数。

因各传感器上报到融合中心的点迹集合中包括编队内目标的真实回波和杂波，在此根据 N_i 分为以下三种情况剔除杂波，确定 $\hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k-1)$ 的关联量测 $z_i^*(k)$。

（1）若 $N_i\geqslant 2$，首先需要建立点迹合并模型，本节利用广义 S-D 分配的原则进行静态互联，根据静态关联结果对各传感器量测进行组合，消除多个传感器对应同一目标的冗余信息，并对各组合进行有效性判断，然后将被接受组合中所有量测点进行点迹压缩以获得一个等效量测点，从而实现多传感器点迹互联，同时剔除 $\bar{\boldsymbol{Z}}_i(k)$ 中的其他点迹，达到消除杂波的目的，最后选取等效量测点为互联量测 $z_i^*(k)$。

（2）若 $N_i=1$，则不需要建立点迹合并模型，在此选取 $\bar{\boldsymbol{Z}}_i(k)$ 中与 $\hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k-1)$ 空间距离最近的量测 $\bar{z}_j^i(k)$ 为关联量测 $z_i^*(k)$，其中

$$\overline{j} = \arg\min_{j=1:\overline{m}_i(k)} d(\overline{z}_j^i(k), \hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k-1)) \tag{4-7}$$

（3）若 $N_i = 0$，基于 $\hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k-1)$ 获取虚拟量测为关联量测 $z_i^*(k)$，且

$$z_i^*(k) = \boldsymbol{H}(k)\hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k-1) \tag{4-8}$$

式中，$\boldsymbol{H}(k)$ 为量测矩阵。

2．多传感器编队内目标的状态估计

获得关联量测 $z_i^*(k)$ 后，本节利用交互多模型算法对编队 $\boldsymbol{U}(k)$ 中的第 i 个目标进行滤波。

$$\hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k) = \sum_{j=1}^{M} \hat{\boldsymbol{X}}_{ij}(k|k)\boldsymbol{u}_k^i(j) \tag{4-9}$$

$$\boldsymbol{P}_i(k|k) = \sum_{j=1}^{M} \boldsymbol{u}_k^i(j)\{\boldsymbol{P}_{ij}(k|k) + [\hat{\boldsymbol{X}}_{ij}(k|k) - \hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k)][\hat{\boldsymbol{X}}_{ij}(k|k) - \hat{\boldsymbol{X}}_i(k|k)]^{\mathrm{T}}\} \tag{4-10}$$

式中，M 为模型个数；$\boldsymbol{u}_k^i(j)$ 为 k 时刻对编队 $\boldsymbol{U}(k)$ 中的目标 i 滤波的模型 j 的概率；$\hat{\boldsymbol{X}}_{ij}(k|k)$、$\boldsymbol{P}_{ij}(k|k)$ 分别为基于模型 j 的状态更新值和协方差更新值。

4.2.2　编队分裂跟踪模型的建立

在探测系统对编队目标的跟踪过程中，出于特定的战术或人为目的，编队目标会在一个或多个探测周期内变为两个或多个编队，此时编队发生分裂。编队分裂是一种典型的编队机动模式。

设编队目标 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 在 k 时刻发生分裂。为讨论问题的方便，假定 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 分裂为两个编队目标 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k)$，即与 k 时刻的两个编队量测 $\boldsymbol{Z}_1(k) = \{z_i(k)\}_{i=1}^{m_1(k)}$ 和 $\boldsymbol{Z}_2(k) = \{z_i(k)\}_{i=1}^{m_2(k)}$ 同时关联，$\boldsymbol{Z}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{Z}_2(k)$ 均可基于量

测集 $\boldsymbol{Z}(k)=\{\boldsymbol{z}_i(k)\}_{i=1}^{m(k)}$ 利用循环阈值模型获得，其中，$m(k)$、$m_1(k)$、$m_2(k)$ 分别为 $\boldsymbol{Z}(k)$、$\boldsymbol{Z}_1(k)$、$\boldsymbol{Z}_2(k)$ 中的量测个数。

经分析可知，对编队目标 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 而言，其变化由一个编队变为多个编队；对编队目标 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 和 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 的整体而言，编队目标发生了整体机动，因此编队的分裂实际上为编队内两个或多个目标集合发生不同模式的整体机动而形成多个编队的过程，所以编队的分裂可基于编队的整体机动模型进行建模，具体分为以下两步进行。

1．分裂后编队内目标航迹的状态更新

分别基于 $\boldsymbol{Z}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{Z}_2(k)$，对编队 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 中的所有目标航迹进行状态更新。因对 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 与 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 或 $\boldsymbol{U}_2(k)$ 而言，编队发生了整体机动，所以 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k)$ 内各目标的状态更新可基于编队机动跟踪模型直接获得，在此不再赘述。

2．虚假航迹的删除

因为 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 分裂成 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k)$，所以一般情况下

$$T_U(k-1)=T_U^1(k)+T_U^2(k) \tag{4-11}$$

但此处在 k 时刻分别基于 $\boldsymbol{Z}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{Z}_2(k)$ 对 $\boldsymbol{U}(k-1)$ 中的所有航迹均进行了延续，所以 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k)$ 中必然存在虚假航迹，需要进一步删除，然而虚假航迹的删除过程在一个探测周期内很难完成，因此本节通过对各时刻航迹建立航迹质量，利用多帧互联模式终结虚假航迹并完成编队的分裂，具体描述为：

（1）设 $\hat{\boldsymbol{X}}_i^1(k|k)$ 为 k 时刻编队 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 中目标 i 的状态更新值，定义其航迹质量为

$$Q_i^1(k)=\begin{cases}Q_i^1(k-1)+1 & (N_i \geqslant 1)\\ Q_i^1(k-1) & (N_i=0)\end{cases} \tag{4-12}$$

式中，$Q_i^1(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻编队 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 中的目标 i 的航迹质量，若 k 时刻为编队开始发生分裂的时刻，则定义 $Q_i^1(k-1)=0$；N_i 为编队 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 中目标 i 关联波门内量测来源的传感器个数。

（2）滑窗的建立

建立一个 $[k,k+h]$ 的滑窗，若

$$Q_i^1(k+h) \leqslant h-a \tag{4-13}$$

则判断编队 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 中航迹 i 为虚假航迹，将其删除；a 为删除参数，与杂波密度有关，杂波密度越大，a 的取值越小。

（3）设在 $k+h$ 时刻，若 $T_U^1(k+h)+T_U^2(k+h)=T_U(k-1)$，则停止虚假航迹的判断，否则增加窗口长度继续判别。

4.2.3　编队合并跟踪模型的建立

在探测区域内，两个或多个编队目标会在一个或多个探测周期中合并为一个编队，这种现象称为编队合并。编队合并是一种典型的编队机动模式。

设编队目标 $\boldsymbol{U}_1(k-1)=\{\boldsymbol{X}_i^1(k-1)\}_{i=1}^{T_U^1(k-1)}$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k-1)=\{\boldsymbol{X}_i^2(k-1)\}_{i=1}^{T_U^2(k-1)}$ 在 k 时刻合并成一个编队目标 $\boldsymbol{U}(k)$，即同时与 k 时刻的编队量测 $\boldsymbol{Z}(k)=\{\boldsymbol{z}_i(k)\}_{i=1}^{m(k)}$ 关联。

经分析可知，若只关注编队目标 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 和 $\boldsymbol{U}(k)$ 或编队目标 $\boldsymbol{U}_2(k-1)$ 和 $\boldsymbol{U}(k)$，则编队发生了整体机动；若将编队 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k-1)$ 看做整体，则编队合并的变化是由多个编队变为一个编队；因此，编队的合并实际上为两

个或多个编队目标因发生整体机动而形成一个编队目标的过程，所以编队的合并可基于编队的整体机动模型进行建模，具体分为以下两步进行。

1．合并前编队内目标航迹的状态更新

基于 $\boldsymbol{Z}(k)$，分别对编队 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k-1)$ 中的所有目标航迹进行状态更新，获得 $\boldsymbol{U}_1(k)=\{\boldsymbol{X}_i^1(k)\}_{i=1}^{T_U^1(k)}$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k)=\{\boldsymbol{X}_i^2(k)\}_{i=1}^{T_U^2(k)}$。具体过程同编队整体机动模型，在此不再赘述。需要注意的是，若先对 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 的目标进行滤波，则在该过程中使用的测量不能再用于 $\boldsymbol{U}_2(k-1)$ 中目标的状态更新。

2．合并的判别

当编队 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k-1)$ 合并成 $\boldsymbol{U}(k)$ 后，$\boldsymbol{U}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k)$ 中的目标属于同一个编队，各目标间的空间距离和运动方式应该满足编队的定义，所以首先需要基于 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k)$ 重新进行编队的分割。设 $\hat{\boldsymbol{X}}_1(k|k)=[\hat{x}_1(k),\hat{v}_1^x(k),\hat{y}_1(k),\hat{v}_1^y(k)]^{\mathrm{T}}$ 和 $\hat{\boldsymbol{X}}_2(k|k)=[\hat{x}_2(k),\hat{v}_2^x(k),\hat{y}_2(k),\hat{v}_2^y(k)]^{\mathrm{T}}$ 为 $\boldsymbol{U}_1(k)$ 和 $\boldsymbol{U}_2(k)$ 中任意两个目标的状态更新值，若

$$\begin{cases} d([\hat{x}_1(k),\hat{y}_1(k)]^{\mathrm{T}},[\hat{x}_2(k),\hat{y}_2(k)]^{\mathrm{T}})<d_0 \\ \hat{\boldsymbol{V}}_{12}(k|k)(\hat{\boldsymbol{P}}_v^1(k|k)+\hat{\boldsymbol{P}}_v^2(k|k))\hat{\boldsymbol{V}}_{12}^{\mathrm{T}}(k|k)<\gamma \end{cases} \tag{4-14}$$

则判定这两个目标属于同一个编队。

式中，d_0 为常数阈值；γ 为服从自由度为 n_x 的 χ^2 分布的门限值，这里 n_x 为状态估计向量的维数，且

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{V}}_{12}(k|k)=[\hat{v}_1^x(k),\hat{v}_1^y(k)]^{\mathrm{T}}-[\hat{v}_2^x(k),\hat{v}_2^y(k)]^{\mathrm{T}} \\ \hat{\boldsymbol{P}}_v^1(k|k)=\begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{P}}_1(2,2) & \hat{\boldsymbol{P}}_1(2,4) \\ \hat{\boldsymbol{P}}_1(4,2) & \hat{\boldsymbol{P}}_1(4,4) \end{bmatrix} \\ \hat{\boldsymbol{P}}_v^2(k|k)=\begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{P}}_2(2,2) & \hat{\boldsymbol{P}}_2(2,4) \\ \hat{\boldsymbol{P}}_2(4,2) & \hat{\boldsymbol{P}}_2(4,4) \end{bmatrix} \end{cases} \tag{4-15}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{P}}_1(k|k)$ 和 $\hat{\boldsymbol{P}}_2(k|k)$ 为两个目标的状态估计误差协方差。

在此基于编队分割中的循环阈值模型完成 k 时刻编队的重新识别，设识别后得到一个新的编队 $\hat{\boldsymbol{U}}(k)=\{\boldsymbol{X}_i^1(k)\}_{i=1}^{T_U(k)}$，若 $T_U(k)=T_U^1(k-1)+T_U^2(k-1)$，则编队的合并完结，否则利用 $k+1$ 时刻的关联编队量测重复上述步骤，继续进行编队的合并判别。

4.2.4　编队分散跟踪模型的建立

对机动编队目标而言，除了典型的整体机动、分裂及合并外，还存在一种特殊的机动方式，即编队的发散，如飞机编队到达目标打击区域后，会按照战术安排分别飞向不同的目标，此时编队内飞机的运动模式各不相同，已不能作为一个编队进行研究。编队分散模型的建立可分为以下两步进行。

1．编队内目标的点-航互联

设 $\boldsymbol{U}_1(k-1)=\{\boldsymbol{X}_i^1(k-1)\}_{i=1}^{T_U^1(k-1)}$ 为 $k-1$ 时刻的一个编队目标，它在 k 时刻发生分散。根据分散的定义，k 时刻不存在与 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 可能关联的编队量测；设 $\boldsymbol{Z}(k)=\{z_i(k)\}_{i=1}^{m(k)}$ 为对融合中心的综合量测集进行编队分割后未纳入编队中的剩余量测集合，因此 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 中各目标在 k 时刻的关联量测均包含于 $\boldsymbol{Z}(k)$，但是 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 中每个目标的运动模式无法预测，只利用一个时刻的信息不能实现编队内各个目标的连续跟踪。经分析可知，编队分散时编队内各目标的连续跟踪实际上为以 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 中的各目标状态更新值为起点的航迹起始问题，因此本节利用四帧量测数据，基于航迹起始中修正的 3/4 逻辑法实现编队内目标的点-航互联，具体分为以下 5 步进行。

（1）以 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 作为航迹起始过程第一次扫描所得到的量测集合，$\boldsymbol{Z}(k)=\{z_i(k)\}_{i=1}^{m(k)}$、$\boldsymbol{Z}(k+1)=\{z_i(k+1)\}_{i=1}^{m(k+1)}$、$\boldsymbol{Z}(k+2)=\{z_i(k+2)\}_{i=1}^{m(k+2)}$ 分别

为后 3 次扫描得到的量测集合；以 $\boldsymbol{X}_i^1(k-1)$ 为中心建立波门，若 $z_j(k)=[z_j^x(k),z_j^y(k)]^{\mathrm{T}}$ 满足

$$\boldsymbol{d}_{ij}'[\boldsymbol{R}_i(k-1)+\boldsymbol{R}_j(k)]^{-1}\boldsymbol{d}_{ij}\leqslant\gamma \tag{4-16}$$

则判定 $\boldsymbol{X}_i^1(k-1)$ 可与 $z_j(k)$ 互联，并建立可能航迹 D_1。

式中，$\boldsymbol{R}_j(k)$ 为对应于 $z_j(k)$ 的量测噪声协方差；γ 为常数阈值，可由 χ^2 分布表查到。

$$\begin{cases}\boldsymbol{d}_{ij}=\{d_{ij}^x,d_{ij}^y\}^{\mathrm{T}}\\ d_{ij}^x=\max[0,z_j^x(k)-\hat{x}_i^1(k-1|k-1)-v_{\max}^xT]\\ \qquad+\max[0,-z_j^x(k)+\hat{x}_i^1(k-1|k-1)+v_{\min}^xT]\\ d_{ij}^y=\max[0,z_j^y(k)-\hat{y}_i^1(k-1|k-1)-v_{\max}^yT]\\ \qquad+\max[0,-z_j^y(k)+\hat{y}_i^1(k-1|k-1)+v_{\min}^yT]\\ \boldsymbol{R}_i(k-1)=\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{P}}_i^1(k-1|k-1)(1,1) & \hat{\boldsymbol{P}}_i^1(k-1|k-1)(1,3)\\ \hat{\boldsymbol{P}}_i^1(k-1|k-1)(3,1) & \hat{\boldsymbol{P}}_i^1(k-1|k-1)(3,3)\end{bmatrix}\end{cases} \tag{4-17}$$

式中，$[v_{\max}^x,v_{\min}^x]$ 和 $[v_{\max}^y,v_{\min}^y]$ 分别为目标 i 在 x、y 方向上的速度最大值和最小值；$\hat{\boldsymbol{P}}_i^1(k-1|k-1)$ 为 $\boldsymbol{X}_i^1(k-1)$ 的协方差。

（2）对可能航迹 D_1 进行直线外推，并以外推点为中心，建立关联波门 $\Omega(k+1)$，其由航迹外推误差协方差确定。若量测 $z_i(k+1)$ 落入关联波门 $\Omega(k+1)$ 内，假设 $z_i(k+1)$ 与 $z_j(k)$ 的连线与该航迹的夹角为 α，若 $\alpha\leqslant\sigma$（σ 一般由测量误差决定，为了保证以很高的概率起始目标的航迹，可以选择较大的 σ），则认为 $z_i(k+1)$ 可与 D_1 互联。若存在多个点满足要求，则选取离外推点最近的量测互联。

（3）若没有量测落入 $\Omega(k+1)$ 中，则将 D_1 继续直线外推，以外推点为中

心，建立后续关联波门 $\Omega(k+2)$，其大小由航迹外推误差协方差确定。若量测 $z_i(k+2)$ 落入关联波门 $\Omega(k+2)$ 内，假设 $z_i(k+2)$ 与 $z_i(k+1)$ 的连线与该航迹的夹角为 β，若 $\beta \leqslant \sigma$，则判定 $z_i(k+2)$ 可与 D_1 互联。若存在多个点满足要求，则选取离外推点最近的量测互联。

（4）若在第 4 次扫描中，没有量测落入后续关联波门 $\Omega(k+2)$ 中，则删除该可能航迹。

（5）在各个周期中不与任何航迹互联的量测用来开始一条新的可能航迹，转到步骤（1）。

设在 $k+2$ 时刻以 $\boldsymbol{X}_i^1(k-1)$ 为起点的量测集合为 $\{\boldsymbol{X}_i^1(k-1)$、$z_j(k)$、$z_m(k+1)\}$，则说明目标 i 在 k 时刻和 $k+1$ 时刻的互联量测为 $z_j(k)$ 和 $z_m(k+1)$。

2．编队内目标的状态更新

获取目标 i 在 k 时刻的互联量测为 $z_j(k)$ 后，本节利用 IMM 模型的思想对目标进行滤波，具体过程同编队整体机动跟踪模型，在此不再赘述。

总之，编队分散跟踪模型可实现编队分散时编队内目标的精确跟踪，其具有以下优势：

（1）基于多帧关联模型，充分利用 $k-1$ 时刻中各目标的状态更新值，节省了一个周期，缩短航迹确认及点-航关联的时间；

（2）以 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 中的各目标为航迹头，保证分散后航迹的个数与原 $\boldsymbol{U}_1(k-1)$ 中的目标个数吻合；

（3）对杂波鲁棒性较好，利用 3/4 航迹起始模型剔除绝大部分杂波，保证编队内目标跟踪的精确性。

4.3　变结构 JPDA 机动编队目标跟踪算法

设 $\boldsymbol{Z}(k)$ 为 k 时刻融合中心的综合量测集，定义如式（3-3）所示。利用循环阈值模型进行编队的分割，并求出各编队的中心点集合为

$$\bar{\boldsymbol{Z}}(k)=\{\bar{z}_i(k)\},i=1,2,\cdots,m_k \tag{4-18}$$

式中，m_k 为编队的个数。$\boldsymbol{G}(k-1)$ 为 k–1 时刻编队航迹状态更新值和协方差更新值的集合，定义如式（3-10）所示。基于 $\boldsymbol{G}(k-1)$，定义各编队中心航迹状态更新值和协方差更新值的集合为

$$\bar{\boldsymbol{G}}(k-1)=\left\{\bar{\boldsymbol{X}}^t(k-1),\bar{\boldsymbol{P}}^t(k-1)\right\},\quad t=1,\cdots,T_g(k-1) \tag{4-19}$$

式中，$T_g(k-1)$ 为 k–1 时刻编队的个数。

本节基于 $\bar{\boldsymbol{Z}}(k)$ 和 $\bar{\boldsymbol{G}}(k-1)$，分析编队目标下 JPDA 算法的结构变化，提出 DSJPDA-MFTT 算法。

4.3.1　事件的定义

基于各编队目标机动模式下编队中心量测与编队中心航迹之间的对应关系，定义表征各编队机动模式的事件。

事件 1：$\bar{\boldsymbol{X}}^t(k-1)$ 只可能与 $\bar{\boldsymbol{z}}_i(k)$ 关联，则编队 t 发生整体机动，利用整体机动模型进行状态更新。

事件 2：$\bar{\boldsymbol{X}}^t(k-1)$ 与多个编队中心点同时关联，则编队 t 分裂，利用编队分裂模型进行状态更新。

事件 3：$\bar{\boldsymbol{X}}^{t_1}(k-1)$、$\bar{\boldsymbol{X}}^{t_2}(k-1)$ 等多个编队的中心航迹同时与 $\bar{\boldsymbol{z}}_i(k)$ 关联，

则编队 t_1、t_2 等发生合并，利用编队合并模型进行状态更新。

事件 4：$\bar{\boldsymbol{X}}^t(k-1)$ 没有关联成功的编队量测，则编队 t 可能发生分散，利用编队分散模型进行状态更新。

基于 $\bar{\boldsymbol{Z}}(k)$ 和 $\bar{\boldsymbol{G}}(k-1)$，可得出多个诸如上述事件的合理组合，求出各种组合的概率，并基于编队机动模型实现各种组合下编队内航迹的状态更新，最后利用加权平均的思想得出各航迹的状态更新值。

4.3.2　编队确认矩阵的建立

为便于表示编队量测 $\bar{z}_j(k)$ 与编队中心航迹 $\bar{\boldsymbol{X}}^t(k-1)$ 跟踪门之间的复杂关系，定义编队确认矩阵为

$$\boldsymbol{\Omega}=[\omega_{jt}]\ (j=0,1,2,\cdots,m_k;\ t=0,1,\cdots,T_g) \tag{4-20}$$

式中，ω_{jt} 为二进制变量，利用编队航迹的机动能力建立关联波门，若 $\bar{\boldsymbol{z}}_j(k)$ 满足式（4-21），则 $\omega_{jt}=1$，否则 $\omega_{jt}=0$。

$$\begin{cases}\bar{z}_{jx}(k)\in[\bar{x}^t(k-1)+\bar{v}_x^t(k-1)T+\dfrac{1}{2}a_{x\min}^tT^2,\bar{x}^t(k-1)+\bar{v}_x^t(k-1)T+\dfrac{1}{2}a_{x\max}^tT^2]\\ \bar{z}_{jy}(k)\in[\bar{y}^t(k-1)+\bar{v}_y^t(k-1)T+\dfrac{1}{2}a_{y\min}^tT^2,\bar{y}^t(k-1)+\bar{v}_y^t(k-1)T+\dfrac{1}{2}a_{y\max}^tT^2]\end{cases} \tag{4-21}$$

式中，$a_{\min}^t=[a_{x\min}^t,a_{y\min}^t]$ 和 $a_{\max}^t=[a_{x\max}^t,a_{y\max}^t]$ 为编队航迹 t 可能具有的加速度的最小值和最大值，可根据探测区域及目标类型粗略判别。在此需要注意两点：（1）t=0 表示没有编队航迹，定义 ω_{j0} (j=1,2,⋯,m_k)全部为 1；（2）j=0 表示没有编队量测。

4.3.3　编队互联矩阵的建立

对于给定的机动编队跟踪问题，基于各种机动模型，在获取编队确认矩阵 $\boldsymbol{\Omega}$ 后，需对 $\boldsymbol{\Omega}$ 进行拆分获取编队互联矩阵。此处需关注以下两种特殊情况：

（1）每一个编队量测，可以有多个源，即每个编队量测可以与多个编队航迹同时关联，此时编队发生合并；

（2）对于一个给定的编队航迹，可以有多个编队量测以其为源，此时编队发生分裂。

因此，传统 JPDA 算法中确认矩阵拆分时遵循的两个基本原则在此不再成立，拆分规则进化为：

（1）在 $\boldsymbol{\Omega}$ 的每一行，可选出多个 1，作为互联矩阵该行的非零元素，第一行对应编队的分散，其他行对应编队的合并。

（2）在 $\boldsymbol{\Omega}$ 的每一列，除第一列外，每列可选取多个非零元素，以对应编队的分裂，也可以不选取非零元素，以对应编队的分散。

DSJPDA-MFTT 算法需要计算每个编队量测与可能关联编队航迹的概率。设 $\theta(k)=\{\theta_i(k)\}_{i=1}^{n_k}$ 表示在 k 时刻的所有可能的联合事件的集合，n_k 表示集合 $\theta(k)$ 中元素的个数，其中

$$\theta_i(k)=\bigcap_{j=0}^{m_k}\theta_{jt_j}^{i}(k) \tag{4-22}$$

代表第 i 个互联事件，表示发生机动时各个编队量测与编队航迹进行匹配的一种可能，其中 $\theta_{0t_j}^{i}(k)$ 表示编队航迹 t 发生分散；若 $t_j=[t_{j'1},t_{j'2},\cdots,t_{j'n'}]$，表示编队量测 $\bar{z}_j(k)$ 在联合事件 i 中同时源于 n' 个编队航迹的事件；$\theta_{j0}^{i}(k)$ 表示 $\bar{z}_j(k)$ 源于虚警或杂波。

由编队确认矩阵拆分规则可以推导出，k 时刻编队量测与编队航迹互联的事件需注意以下两点。

（1）不再满足互不相容性：当编队分裂时，$\theta_{jt}(k)\bigcap\theta_{it}(k)\neq\phi,i\neq j$；当编队合并时，$\theta_{jt_1}(k)\bigcap\theta_{jt_2}(k)\neq\phi,t_1\neq t_2$。

（2）满足完备性：针对编队航迹 t，面对(m_k+1)个可选取的编队量测：

$$\Pr\left\{\bigcup_{j=0}^{\sum_{i=1}^{m_k}C_{m_k}^{i}+1}\theta_{jt}(k)\,|\,\boldsymbol{Z}^k\right\}=1\ (\ t=0,1,2,\cdots,T) \tag{4-23}$$

基于联合事件 $\theta_i(k)$，定义互联矩阵为

$$\hat{\boldsymbol{\Omega}}(\theta_i(k))=[\hat{\omega}_{jt}^{i}(\theta_i(k))] \tag{4-24}$$

式中，

$$\hat{\omega}_{jt}^{i}(\theta_i(k))=\begin{cases}1 & (\text{若}\theta_{jt}^{i}(k)\subset\theta_i(k))\\ 0 & (\text{其他})\end{cases} \tag{4-25}$$

根据上述需注意的两点，可得出

$$\begin{cases}T+1\geqslant\sum_{t=0}^{T}\hat{\omega}_{jt}^{i}\left(\theta_i(k)\right)\geqslant 1 & (j=1,2,\cdots,m_k)\\ \sum_{j=1}^{m_k}\hat{\omega}_{jt}^{i}\left(\theta_i(k)\right)\geqslant 1 & (t=1,2,\cdots,T_g(k))\end{cases} \tag{4-26}$$

在此需要注意的是，实际应用中互联矩阵需通过确认矩阵的拆分获得，因此传统 JPDA 算法存在计算爆炸的弊端，但对编队目标而言，编队航迹和编队量测通常较少，且相距较远，因此与传统 JPDA 算法相比，DSJPDA-MFTT 算法发生计算爆炸的概率要小很多。

4.3.4　编队确认矩阵的拆分

为更加清晰地说明编队确认矩阵拆分的整个过程，在此举例说明。

如图 4-2 所示，设 k–1 时刻存在 3 个编队目标，以 $k-1$ 时刻各编队中心航迹的状态更新值为中心，建立扇形波门；k 时刻综合量测集 $\boldsymbol{Z}(k)$ 经编队分割后得到 3 个编队量测，各中心量测分别为 $\overline{z}_1(k)$、$\overline{z}_2(k)$、$\overline{z}_3(k)$。基于编队量测与波门的位置关系，建立编队确认矩阵为

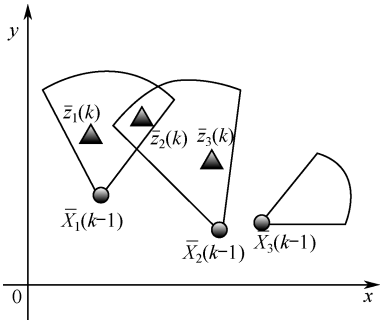

图 4-2　编队量测与波门位置关系示意图

$$\boldsymbol{\Omega}=\left[\omega_{jt}\right]=\begin{bmatrix}0&0&0&1\\1&1&0&0\\1&1&1&0\\1&0&1&0\end{bmatrix} \tag{4-27}$$

首先对 $\boldsymbol{\Omega}$ 进行化简，去掉 ω_{0t}=1 所在的行和列，得到 $\boldsymbol{\Omega}'$。对于 ω_{0t}=1 的编队目标，直接利用分散模型进行处理，不参与后续的矩阵拆分。

$$\boldsymbol{\Omega}'=\left[\omega_{jt}\right]=\begin{bmatrix}1&1&0\\1&1&1\\1&0&1\end{bmatrix} \tag{4-28}$$

按照编队确认矩阵的拆分原则，利用穷举搜查可得出以下 16 个互联矩阵和联合事件。具体过程如图 4-3 表示，第一行可拆分成两种情况：$\begin{bmatrix}1&0&0\end{bmatrix}$，

$[0\ \ 1\ \ 0]$，分别表示 $\bar{z}_1(k)$ 来源于假目标或编队目标；对于 $\bar{z}_2(k)$，不用考虑 $\bar{z}_1(k)$ 的来源情况，可分为以下 4 种情况：$[1\ \ 0\ \ 0]$、$[0\ \ 1\ \ 0]$、$[0\ \ 0\ \ 1]$、$[0\ \ 1\ \ 1]$，分别表示 $\bar{z}_2(k)$ 来源于杂波、编队航迹 1、编队航迹 2 或同时对应于编队航迹 1 和 2；对于 $\bar{z}_3(k)$，不用考虑 $\bar{z}_1(k)$ 和 $\bar{z}_2(k)$ 的来源情况，可分为以下两种情况：$[1\ \ 0\ \ 0]$、$[0\ \ 0\ \ 1]$，分别表示 $\bar{z}_3(k)$ 来源于杂波或编队航迹 2。

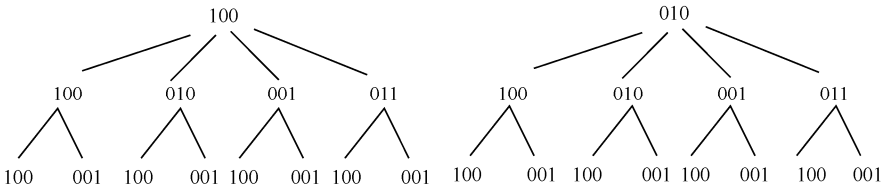

图 4-3　编队确认矩阵拆分示意图

基于每个互联矩阵，可确定 k 时刻各编队航迹的机动模式，利用对应的编队机动跟踪模型，得出编队内各航迹的状态更新值。

4.3.5　概率的计算

定义：（1）编队合并指示，即

$$\hat{\tau}\left[\theta_i(k)\right]=\sum_{t=1}^{T_g}\hat{\omega}_{jt}^{i}\left[\theta_i(k)\right]=\hat{t} \tag{4-29}$$

若 $\hat{t}>1$，则说明编队量测 $\bar{z}_j(k)$ 与多个编队航迹互联，编队发生分裂；若 $\hat{t}=1$，则说明编队量测 $\bar{z}_j(k)$ 对应编队的整体机动；若 $\hat{t}=0$，则说明没有编队航迹与编队量测 $\bar{z}_j(k)$ 互联。

（2）编队分裂指示，即

$$\hat{\delta}\left[\theta_i(k)\right]=\sum_{j=1}^{m_k}\hat{\omega}_{jt}^{i}\left[\theta_i(k)\right]=\hat{J} \tag{4-30}$$

若 $\hat{J}>1$，则说明编队航迹 t 与多个编队量测互联，编队发生分裂；若 $\hat{J}=1$，则说明编队航迹 t 发生了整体机动；若 $\hat{J}=0$，则说明没有编队量测与编队航迹 t 互联。

定义：

（1）量测指标：$\tau_j=\begin{cases}1,\hat{\tau}_j\left[\theta_i(k)\right]\neq 0\\ 0,\hat{\tau}_j\left[\theta_i(k)\right]=0\end{cases}$

（2）目标指标：$\delta_t\left[\theta_i(k)\right]=\begin{cases}1,\hat{\delta}_t\left[\theta_i(k)\right]\neq 0\\ 0,\hat{\delta}_t\left[\theta_i(k)\right]=0\end{cases}$

（3）虚假编队量测数量：$\Phi\left[\theta_i(k)\right]=\sum_{j=1}^{m_k}\left\{1-\tau_j\left[\theta_i(k)\right]\right\}$

应用贝叶斯法则，k 时刻联合事件 $\theta_i(k)$ 的条件概率为

$$\begin{aligned}\Pr\left\{\theta_i(k)\mid \boldsymbol{Z}^k\right\}&=\Pr\left\{\theta_i(k)\mid \boldsymbol{Z}(k),\boldsymbol{Z}^{k-1}\right\}=\frac{1}{c}\Pr\left[\boldsymbol{Z}(k)\mid\theta_i(k),\boldsymbol{Z}^{k-1}\right]\Pr\left\{\theta_i(k)\mid\boldsymbol{Z}^{k-1}\right\}\\&=\frac{1}{c}\Pr\left[\boldsymbol{Z}(k)\mid\theta_i(k),\boldsymbol{Z}^{k-1}\right]\Pr\left\{\theta_i(k)\right\}\end{aligned}\tag{4-31}$$

式中，c 为归一化常数，有

$$c=\sum_{j=0}^{n_k}p\left[\boldsymbol{Z}(k)\mid\theta_j(k),\boldsymbol{Z}^{k-1}\right]\Pr\left\{\theta_j(k)\right\}\tag{4-32}$$

假定虚假量测在确认区域内（体积为 V）服从均匀分布，而真实目标回波服从高斯分布，即 $N_t[z_j(k)]=N[z_j(k);\hat{z}_t(k\mid k-1),\boldsymbol{S}_t^j(k)]$，而编队量测中心点 $\bar{z}_j(k)$ 为

$$\bar{z}_j(k)=\frac{1}{\bar{m}_{jk}}\sum_{i=1}^{\bar{m}_{jk}}z_i^j(k)\tag{4-33}$$

式中，$z_i^j(k)$ 为第 j 个编队量测中的第 i 个量测；$\bar{m}_{jk}$ 为第 j 个编队量测中的量测个数，则

$$\Pr\{\bar{\boldsymbol{z}}_j(k)\}=\Pr\left\{\{\frac{1}{\bar{m}_{jk}}\sum_{i=1}^{\bar{m}_{jk}}\boldsymbol{z}_i^j(k)\}=\frac{1}{\bar{m}_{jk}}\sum_{i=1}^{\bar{m}_{jk}}\Pr\{\boldsymbol{z}_i^j(k)\}\right\} \tag{4-34}$$

所以，$\bar{z}_j(k)$ 与 $z_i^j(k)$ 的分布相同，但方差变为 $\frac{1}{(\bar{m}_{jk})^2}\sum_{i=1}^{\bar{m}_{jk}}\boldsymbol{S}_t^i(k)$，可得

$$\Pr\left[\bar{z}_j(k)\,|\,\theta_{jt}^i(k),\boldsymbol{Z}^{k-1}\right]=\begin{cases}N_t[\bar{z}_j(k)], & \text{若}\tau_j[\theta_i(k)]=1\\ V^{-1}, & \text{若}\tau_j[\theta_i(k)]=0\end{cases} \tag{4-35}$$

$$\begin{aligned}\Pr\left[\boldsymbol{Z}(k)\,|\,\theta_i(k),\boldsymbol{Z}^{k-1}\right]&=\prod_{j=1}^{m_k}\Pr\left[\bar{z}_j(k)\,|\,\theta_{jt}^i(k),\boldsymbol{Z}^{k-1}\right]\\&=V^{-\phi(\theta_i(k))}\prod_{j=1}^{m_k}N_t[\bar{z}_j(k)]^{\tau_j[\theta_i(k)]}\\&=\bar{A}\end{aligned} \tag{4-36}$$

一旦 $\theta_i(k)$ 给定，则编队分裂指示 $\hat{\delta}\left[\theta_i(k)\right]$ 和虚假编队量测数量 $\boldsymbol{\Phi}\left[\theta_i(k)\right]$ 就完全确定了，因此有

$$\begin{aligned}\Pr\{\theta_i(k)\}&=\Pr\{\theta_i(k),\hat{\delta}_t(\theta_i(k)),\Phi(\theta_i(k))\}\\&=\Pr\{\theta_i(k)\,|\,\hat{\delta}_t(\theta_i(k)),\Phi(\theta_i(k))\}\Pr\{\hat{\delta}_t(\theta_i(k)),\Phi(\theta_i(k))\}\end{aligned} \tag{4-37}$$

包含 $\phi(\theta_i(k))$ 个虚假编队量测的事件共有 $C_{m_k}^{\phi(\theta_i(k))}$，对于剩余的 $m_k-\Phi(\theta_i(k))$ 个真实编队量测，形成编队分裂指示 $\hat{\delta}\left[\theta_i(k)\right]$ 的可能组合个数为

$$m_k'=\prod_{t=1}^{T_g}C_{m_{k-\Phi(\theta_i(k))}}^{\bar{\delta}[\theta_i(k)]} \tag{4-38}$$

所以有

$$\Pr\{\theta_i(k)\,|\,\hat{\delta}_t(\theta_i(k)),\Phi(\theta_i(k))\}=\frac{1}{C_{m_k}^{\Phi(\theta_i(k))}m_k'} \tag{4-39}$$

又因为对于编队目标 t 而言，当存在 $m_k - \Phi(\theta_i(k))$ 个真实量编队测时，编队分裂指示为 $\hat{\delta}\left[\theta_i(k)\right]$ 的概率为 $\dfrac{1}{m_k - \Phi(\theta_i(k))}$，则有

$$\Pr\{\hat{\delta}_t(\theta_i(k)), \Phi(\theta_i(k))\} = \prod_{t=1}^{T} \frac{(P_{\mathrm{D}}^t)^{\delta_t(\theta_i(k))}(1-P_{\mathrm{D}}^t)^{1-\delta_t(\theta_i(k))}\mu_F(\Phi(\theta_i(k)))}{m_k - \Phi(\theta_i(k))} \tag{4-40}$$

式中，$P_{\mathrm{D}}^t = \dfrac{\sum_{i=1}^{N_s} P_{\mathrm{D}_i}^t}{N_s}$，$P_{\mathrm{D}_i}^t$ 为第 i 个传感器的探测概率，N_s 为传感器个数；$\mu_F(\Phi(\theta_i(k)))$ 是假量测数的先验概率质量函数，与目标环境有关。

$\theta_i(k)$ 的概率为

$$\Pr\{\theta_i(k)\} = \frac{\mu_F(\Phi(\theta_i(k)))\prod_{t=1}^{T_g}(P_{\mathrm{D}}^t)^{\delta_t(\theta_i(k))}(1-P_{\mathrm{D}}^t)^{1-\delta_t(\theta_i(k))}}{[m_k - \Phi(\theta_i(k))]C_{m_k}^{\Phi(\theta_i(k))}m_k'} = \overline{B} \tag{4-41}$$

因此有

$$\Pr\left\{\theta_i(k) \mid \boldsymbol{Z}^k\right\} = \frac{\overline{A}\,\overline{B}}{C} \tag{4-42}$$

式中，C 为归一化常数。

4.3.6　编队内航迹的状态更新

设互联事件 $\theta_i(k)$ 的概率为 $\beta_i(k)$，在 $\theta_i(k)$ 下各编队目标的机动模型已经确认，可直接利用对应的机动模型进行跟踪。设编队 t 第 l 个目标在事件 $\theta_i(k)$ 下的状态更新值和协方差更新值分别为 $\hat{\boldsymbol{X}}_i^l(k \mid k)$ 和 $\boldsymbol{P}_i^l(k \mid k)$，则

$$\hat{\boldsymbol{X}}^l(k \mid k) = \sum_{i=1}^{m_\theta} \beta_i(k)\hat{\boldsymbol{X}}_i^l(k \mid k) \tag{4-43}$$

$$\boldsymbol{P}^{l}(k\,|\,k)=\sum_{i=1}^{m_\theta}\beta_i(k)\boldsymbol{P}_i^{l}(k\,|\,k) \tag{4-44}$$

式中，m_θ 为事件 $\theta_i(k)$ 的总数。DSJPDA-MFTT 算法单次循环的流程如图 4-4 所示。

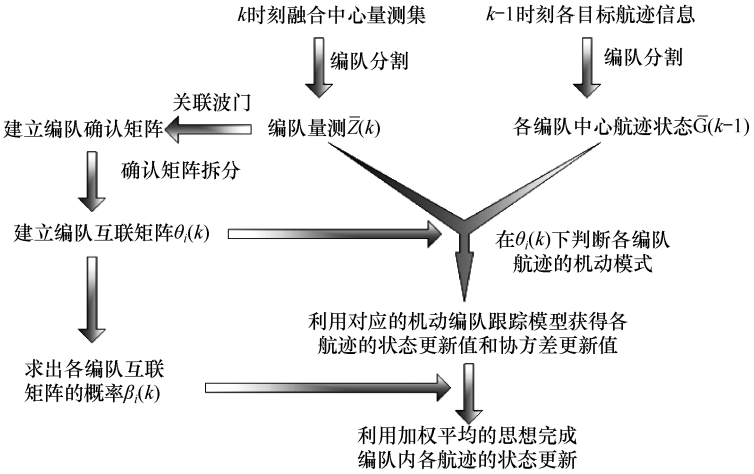

图 4-4　DSJPDA-MFTT 算法单次循环流程图

4.4　扩展广义 S-维分配机动编队目标跟踪算法

与 DSJPDA-MFTT 算法相同，PGSDA-MFTT 算法面向的处理对象也是编队航迹 $\bar{\boldsymbol{G}}(k-1)$ 和编队量测 $\bar{\boldsymbol{Z}}(k)$，其主要目的是找出两者之间的最可能映射关系，确定 k 时刻各编队目标的机动模式，从而利用对应的机动编队跟踪模型，完成编队内目标的状态更新。

4.4.1　基本模型的建立

定义传感器 s 的第 i_s 个量测为

$$\boldsymbol{z}_{si_s}=\begin{cases}\boldsymbol{m}_{st}+\boldsymbol{\omega}_{si}\text{（量测源于目标）}\\ \boldsymbol{a}_{si_s}\qquad\text{（量测源于杂波）}\end{cases}\tag{4-45}$$

式中，$\boldsymbol{m}_{st}$ 为传感器提供的量测值，$\boldsymbol{m}_{st}=H_S(\boldsymbol{\omega}_t,\boldsymbol{\omega}_s)$，即 $\boldsymbol{m}_{st}$ 可由真实位置向量 $\boldsymbol{\omega}_t$、传感器位置 $\boldsymbol{\omega}_s$ 的非线性变换获得；$\boldsymbol{\omega}_{si_s}$ 为量测噪声，$\boldsymbol{\omega}_{si_s}\sim\boldsymbol{N}(0,\boldsymbol{R}_s)$；假定各传感的量测噪声是相互独立的，则虚假量测 a_{si_s} 的密度为

$$f_{a_{si_s}}(a)=\frac{1}{\psi_s}\tag{4-46}$$

式中，ψ_s 为传感器 s 的观测区域。

设直到 K 时刻融合中心获得的综合量测集为

$$\boldsymbol{Z}^K=\left\{\boldsymbol{Z}(k)\right\}_{k=1}^{K}\tag{4-47}$$

$$\boldsymbol{Z}(k)=\left\{\boldsymbol{z}_{si_s}(k)\right\}_{i_s=1}^{m_s(k)}\qquad(s=1,\cdots,N_s)\tag{4-48}$$

式中，N_s 为传感器的个数；$m_s(k)$ 为 k 时刻传感器 s 提供的量测个数。

基于 $\boldsymbol{Z}(k)$，利用循环阈值方法完成编队的分割。设 $\boldsymbol{U}_j$ 为获得的第 j 个编队，按编队内各量测的传感器来源不同，表示为

$$\boldsymbol{U}_j=\left\{\boldsymbol{z}_{si_s}\right\}_{i_s=1}^{\hat{m}_s^j}\quad(s=1,\cdots,\ \hat{S}_j)\tag{4-49}$$

式中，$\hat{S}_j$ 为 $\boldsymbol{U}_j$ 中量测源于传感器的个数；$\hat{m}_s^j$ 为 $\boldsymbol{U}_j$ 中源于传感器 s 的量测个数。

若 $\boldsymbol{U}_j$ 中所有量测均为虚假量测，则定义 $\boldsymbol{U}_j$ 为虚假编队。假设各虚假量测相互独立，且独立于真实量测值，则 $\boldsymbol{U}_j$ 为虚假编队的概率为

$$f(\boldsymbol{U}_j)=\boldsymbol{a}_j^U=\prod_{s=1}^{\hat{S}_j}\left(\frac{1}{\psi_s}\right)^{\hat{m}_s^j}\tag{4-50}$$

为了弥补由漏测引起的编队量测与编队目标互联的不足，在此为每个传感器获取的编队量测集增加一个虚假编队 $\boldsymbol{U}_{s0}$，因此来自传感器 s 和整个探测区域的编队量测可分别表示为

$$\boldsymbol{U}_s=\left\{\boldsymbol{U}_{si_s}\right\}_{i_s=0}^{m_s^U},\boldsymbol{U}=\left\{\boldsymbol{U}_s\right\}_{s=1}^{N_s} \tag{4-51}$$

式中，m_s^U 为传感器 s 探测到的编队量测个数。

4.4.2　编队量测的划分

首先考虑 3 个传感器的情况。假设 $\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3}=\{\boldsymbol{U}_{si_s}\}_{s=1}^{3}$ 是 3 个传感器对应于 $\boldsymbol{U}_t$ 处同一编队目标的编队测量，则概率函数为

$$P(\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3})=\prod_{s=1}^{3}[P(\boldsymbol{U}_{si_s})]^{u(i_s)}[1-P_D^s]^{\hat{m}_s[1-u(i_s)]} \tag{4-52}$$

式中，$\hat{m}_s$ 为编队 $\boldsymbol{U}_{si_s}$ 的量测个数；$u(i_s)$ 为指标函数，当 i_s=0 时，$u(i_s)$=0，否则 $u(i_s)$=1；$P(\boldsymbol{U}_{si_s})$ 为编队 $\boldsymbol{U}_{si_s}$ 对应于一个真实编队目标的概率，且

$$P(\boldsymbol{U}_{si_s})=\prod_{i=1}^{\hat{m}_t}\left[P_D^s f\left(\boldsymbol{z}_i^{si_s}\middle|\omega_t\right)\right](1-P_D^s)^{(\hat{m}_s-\hat{m}_t)} \tag{4-53}$$

式中，$\hat{m}_t$ 为 $\boldsymbol{U}_{si_s}$ 中来自真实目标的量测个数。

假设可能划分 $\gamma=\left\{\boldsymbol{U}_t,\boldsymbol{U}_f\right\}$，其中，$\boldsymbol{U}_t$ 为编队航迹对应互联的编队量测子集；$\boldsymbol{U}_f$ 为虚假编队量测子集，且 $\boldsymbol{U}_f=\left\{\boldsymbol{U}_{si_s};i_s=0,1,2,\cdots,\hat{m}_s;s=1,2,3\right\}$。在此需要特别注意的是：

（1）编队量测可对应于多个编队航迹（编队合并时）或虚警，因此 $(\boldsymbol{U}_t\cup\boldsymbol{U}_f)\supset\boldsymbol{U}$；

（2）编队航迹可对应于多个编队量测（编队分裂时），因此被编队航迹互

联过的量测仍可以为其他编队航迹所用。

基于上述两点，$\boldsymbol{U}_t=\left\{\boldsymbol{U}_{si_s}\right\}_{s=1}^{3}$，其中 i_s 为空集或集合 $\{1,2,\cdots,\hat{m}_s\}$ 中的任意元素组合成的子集，不再是单个数值，而是一个集合，其最大个数 $\hat{m}_s'$ 为 $\left(\prod_{i=1}^{\hat{m}_s}C_{\hat{m}_s}^{i}+1\right)$。对每个传感器而言，$i_s$ 的选取是相互独立的，因此有

$$\boldsymbol{U}_t=\left\{\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3};i=0,1,2,\cdots,\hat{m}_s';s=1,2,3\right\} \tag{4-54}$$

记事件 $\xi(\gamma)=\{$划分 γ 为真$\}$，且设 $\Gamma=\{\gamma\}$ 为所有可能划分。当编队发生分裂、合并、分散等机动时，从编队量测的角度来看，各传感器对编队目标的探测状态应一致，所以可基于这一原理删减 Γ 内 γ 的个数。设 $\hat{\Gamma}=\{\gamma\}$ 为精简后的可能划分集合，其最大个数为

$$\hat{m}_s''=\prod_{s=1}^{3}\sum_{i=1}^{\hat{m}_s}C_{\hat{m}_s}^{i}+1 \tag{4-55}$$

要判别 k 时刻各编队目标发生何种机动，就是要确定编队量测与编队航迹的对应关系，即确定最佳划分 $\gamma=\left\{\boldsymbol{U}_t,\boldsymbol{U}_f\right\}$，需求解式（4-56）。

$$\max_{\gamma\in\boldsymbol{\Gamma}}\frac{L(\gamma)}{L(\gamma_0)} \tag{4-56}$$

式中，$\gamma_0=\left\{\boldsymbol{U}_t=\boldsymbol{\Phi},\boldsymbol{U}_f=\boldsymbol{U}\right\}$，即所有编队量测均为虚假编队的假设。

$$L(\gamma)=f\left[\boldsymbol{U}\mid\xi(\gamma)\right]=\prod_{\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3}\in\gamma}P(\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3}\mid\omega_U)\prod_{s=1}^{3}\prod_{i\in f_u^s(\gamma)}\varphi_i^s \tag{4-57}$$

式中，$f_U^s(\gamma)$ 为划分 γ 中传感器 s 虚假编队量测的标号集合；φ_i^s 为传感器 s 第 i 个编队量测为虚假编队的概率；i_1、i_2、i_3 分别对应于子集 $\hat{i}_1$、$\hat{i}_2$、$\hat{i}_3$；ω_U 为编队发生机动后的真实位置，此处用极大似然估计值 $\hat{\omega}_U$ 代替 ω_U，因此有

$$\hat{L}(\gamma)=\prod_{\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3}=1}P\left(\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3}\left|\hat{\omega}_U\right.\right)\prod_{s=1}^{3}\prod_{i\in f_u^s(\gamma)}\varphi_i^s \tag{4-58}$$

在此举例说明 $\hat{L}(\gamma)$ 的推导过程。设 $\hat{i}_1=\{i'_{11},i'_{12}\}$，$\hat{i}_2=\{i'_{21},i'_{22}\}$，$\hat{i}_3=\{i'_{31},i'_{32}\}$，即对于编队目标 $\boldsymbol{U}$ 而言，每个传感器均有两个编队量测与之对应，编队 $\boldsymbol{U}$ 发生分裂；设 $\boldsymbol{U}$ 中原包含 T_U 个目标，则在 k 时刻发生分裂后两个新编队内目标的个数为

$$(\hat{T}_1,\hat{T}_2)\subset\{(1,T_U-1),(2,T_U-2),\cdots,(T_U-1,1)\} \tag{4-59}$$

任取两个新编队内目标的个数为 (t_U,T_U-t_U)，则此状态下传感器 s 的第 i'_{s1}、i'_{s2} 个编队中对应真实目标的量测个数分别为 t_U、T_U-t_U，故有

$$\begin{aligned}P\left(\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3}\left|\hat{\omega}_U\right.\right)=\sum_{t_U=1}^{T_U}\{&\prod_{s=1}^{3}[\prod_{i=1}^{t_U}[P_{\mathrm{D}}^sN(\hat{\boldsymbol{z}}_i(k\mid k-1),\boldsymbol{R}_s^i)](1-P_{\mathrm{D}}^s)^{\hat{m}_{i'_{s1}}-t_U}\\&\cdot\prod_{i=1}^{T_U-t_U}[P_{\mathrm{D}}^sN(\hat{\boldsymbol{z}}_{i+t_U}(k\mid k-1),\boldsymbol{R}_s^{i+t_U})](1-P_{\mathrm{D}}^s)^{\hat{m}_{i'_{s2}}-T_U+t_U}]\}\end{aligned} \tag{4-60}$$

式中，$\hat{m}_{i'_{s1}}$、$\hat{m}_{i'_{s2}}$ 分别表示传感器 s 第 i'_{s1} 和 i'_{s2} 个编队中的目标个数；将式（4-60）代入式（4-58），可推导出 $\hat{L}(\gamma)$。同理，

$$L(\gamma_0)=\prod_{s=1}^{3}\prod_{i\in f_u^s(\gamma)}\varphi_i^s \tag{4-61}$$

因此，将式（4-58）和式（4-61）代入式（4-56），可确定最佳划分 γ^*。

4.4.3　3-维分配问题的构造

式（4-56）描述的极大化问题等价于下式：

$$J^*=\min_{\gamma\in\Gamma}J(\gamma)=\min_{\gamma\in\Gamma}[\ln L(\gamma_0)\ln\hat{L}(\gamma)] \tag{4-62}$$

去掉 $L(\gamma_0)$ 的影响，则

$$J(\gamma)=\sum_{\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3}\in\boldsymbol{U}} c_{i_1i_2i_3} \tag{4-63}$$

式中，$c_{i_1i_2i_3}$ 可根据式（4-60）和式（4-61）求出。设二进制变量 $\rho_{i_1i_2i_3}$，且

$$\rho_{i_1i_2i_3}=\begin{cases}1 & (\text{向量}\boldsymbol{U}_{i_1i_2i_3}\in\gamma)\\ 0 & (\text{其他})\end{cases} \tag{4-64}$$

因为 $\rho_{i_1i_2i_3}$ 与可行性划分 γ 是一一对应的，因此可将编队目标跟踪的广义 3-维分配问题写为

$$J^*=\min_{\rho_{i_1i_2i_3}}\sum_{i_1=0}^{\bar{m}_1}\sum_{i_2=0}^{\bar{m}_2}\sum_{i_3=0}^{\bar{m}_3}\rho_{i_1i_2i_3}c_{i_1i_2i_3} \tag{4-65}$$

式中，$\bar{m}_1$、$\bar{m}_2$、$\bar{m}_3$ 分别为 3 个传感器可行性划分的个数，约束条件为

$$\begin{cases}\sum_{i_2=0}^{\bar{m}_2}\sum_{i_3=0}^{\bar{m}_3}\rho_{i_1i_2i_3}=1,\forall i_1=1,2,\cdots,\bar{m}_1\\ \sum_{i_1=0}^{\bar{m}_1}\sum_{i_3=0}^{\bar{m}_3}\rho_{i_1i_2i_3}=1,\forall i_2=1,2,\cdots,\bar{m}_2\\ \sum_{i_1=0}^{\bar{m}_1}\sum_{i_2=0}^{\bar{m}_2}\rho_{i_1i_2i_3}=1,\forall i_3=1,2,\cdots,\bar{m}_3\end{cases} \tag{4-66}$$

4.4.4 广义 *S*-维分配问题的构造

当采用 N_s 个传感器同时观测目标时，要获得 N_s 个传感器编队航迹与编队量测间的映射关系，需要面向编队航迹构造 *S*-维编队向量，找出各种可行性划分，并通过极小化各可行性划分的代价获取最优划分。

构造广义 *S*-维分配问题为

$$J^* = \min_{\rho_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}}} \sum_{i_1=0}^{\bar{m}_1} \sum_{i_2=0}^{\bar{m}_2} \cdots \sum_{i_{N_s}=0}^{\bar{m}_{N_s}} \rho_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}} c_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}} \tag{4-67}$$

约束条件为

$$\begin{cases} \sum_{i_2=0}^{\bar{m}_2} \cdots \sum_{i_{N_s}=0}^{\bar{m}_{N_s}} \rho_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}} = 1, \forall i_1 = 1,2,\cdots,\hat{m}_1 \\ \sum_{i_1=0}^{\bar{m}_1} \cdots \sum_{i_{N_s}=0}^{\bar{m}_{N_s}} \rho_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}} = 1, \forall i_2 = 1,2,\cdots,\hat{m}_2 \\ \cdots \\ \sum_{i_1=0}^{\bar{m}_1} \cdots \sum_{i_{N_s-1}=0}^{\bar{m}_{N_s-1}} \rho_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}} = 1, \forall i_{N_s} = 1,2,\cdots,\hat{m}_{N_s} \end{cases} \tag{4-68}$$

式中，$\rho_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}}$ 为二进制互联变量，与所有可行性划分一一对应，若在可行性划分 γ 中 $\boldsymbol{U}_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}}$ 与一个真实编队航迹互联，则 $\rho_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}}$ =1，否则 $\rho_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}}$ =0；$c_{i_1 i_2 \cdots i_{N_s}}$ 为可行性划分的代价函数，可依照 3-维分配问题中的方式推导得出。

4.4.5　编队内航迹的状态更新

设面向 T 个编队航迹可行性划分 γ^* 的代价最小，则认为 γ^* 为最可能的划分；基于 γ^* 可得出与编队航迹 t 互联的多个传感器的编队量测集合 $\boldsymbol{Z}_t^*(k)$，基于 $\boldsymbol{Z}_t^*(k)$ 判断编队航迹 t 的机动模式，利用相应的编队机动模型完成编队内各航迹的状态更新。

4.5　仿真比较与分析

为验证本章算法的有效性，本节设定两种典型的机动编队目标运动场景，从算法跟踪精度、实时性、有效跟踪率三个方面分析本章算法的性能，并与

多传感器机动目标跟踪算法中性能优越的集中交互式多传感器多假设（Centralized Interacting Multiple Model Multi-sensor Multiple Hypothesis Tracking: CIMM-MSMHT）算法进行比较。

4.5.1　仿真环境

假定传感器为 3 部 2D 雷达，参数设置同 2.5.1 节。为比较上述三种算法在不同环境中的机动跟踪性能，设置以下三种典型环境。

环境 1：模拟编队的整体机动及分裂。设在 2 维平面上存在 10 个目标，构成 2 个编队。由前 6 个目标组成第 1 个编队，各目标的初始位置为（0m,−5000m）、（300m, −5000m）、（600m, −5000m）、（900m, −5000m）、（1200m, −5000m）、（1500m, −5000m），初始速度均为（0m/s,200m/s）；第 7~10 个目标组成第 2 个编队，各目标的初始位置分别为（−4000m,100m）、（−4300m,400m）、（−4600m,700m）、（−4900m,1000m），初始速度均为（200m/s,100m/s）；各目标机动参数如表 4-1 所示，杂波设置同 2.2.6 节。

表 4-1　环境 1 中各目标机动参数表

目标开始机动时刻/秒	38	50	100	130
目标结束机动时刻/秒	48	70	120	150
目标 1	（−10，5）	（0，0）	（0，0）	（0，0）
目标 2	（−10，5）	（0，0）	（0，0）	（0，0）
目标 3	（−10，5）	（0，0）	（0，0）	（0，0）
目标 4	（10，5）	（0，0）	（0，0）	（0，0）
目标 5	（10，5）	（0，0）	（0，0）	（0，0）
目标 6	（10，5）	（0，0）	（0，0）	（0，0）
目标 7	（0，0）	（−10，10）	（15，0）	（−10，10）
目标 8	（0，0）	（−10，10）	（15，0）	（−10，10）
目标 9	（0，0）	（−10，10）	（15，0）	（−10，10）
目标 10	（0，0）	（−10，10）	（15，0）	（−10，10）

环境 2：模拟编队的合并及分散。目标的个数及编队组成情况同环境 1。编队 1 中各目标的初始位置变为(−6650m, 0m)、(−6350m, 0m)、(−6050m, 0m)、(−5750m, 0m)、(−5450m, 0m)、(−5150m, 0m)，初始速度变为(200m/s,200m/s)；编队 2 中各目标的初始位置变为（7150m, 0m)、(7450m, 0m)、(7700m, 0m)、(8050m,0m)，初始速度均为（−200m/s,200m/s)；各目标机动参数如表 4-2 所示，其他参数设置同环境 1。

表 4-2　环境 2 中各目标机动参数表

目标开始机动时刻/秒	21	90	120
目标结束机动时刻/秒	41	100	140
目标 1	(−10，0)	(−10，5)	(−30，10)
目标 2	(−10，0)	(−10，5)	(0，25)
目标 3	(−10，0)	(−10，5)	(30，5)
目标 4	(−10，0)	(10，5)	(20，10)
目标 5	(−10，0)	(10，5)	(20，10)
目标 6	(−10，0)	(10，5)	(20，10)
目标 7	(10，0)	(10，5)	(20，10)
目标 8	(10，0)	(10，5)	(20，10)
目标 9	(10，0)	(10，5)	(20，10)
目标 10	(10，0)	(10，5)	(20，10)

环境 3：为验证各算法耗时和有效跟踪率随杂波的变化情况，在环境 1 的基础上，杂波的取值同表 3-1。

4.5.2　仿真结果

仿真结果如图 4-5、图 4-6、图 4-7、图 4-8、图 4-9 和图 4-10 所示。

环境 1：

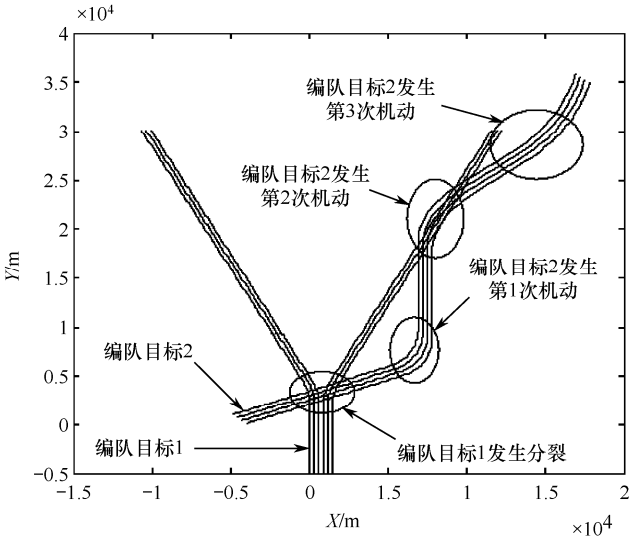

图 4-5　编队目标真实态势图（环境 1）

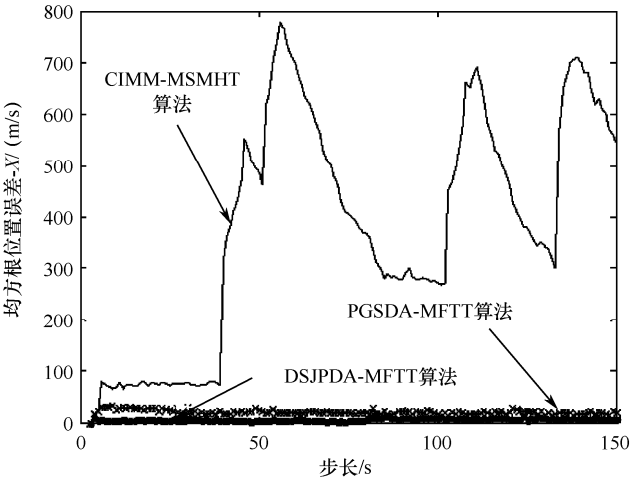

图 4-6　X 方向算法均方根位置误差比较图（环境 1）

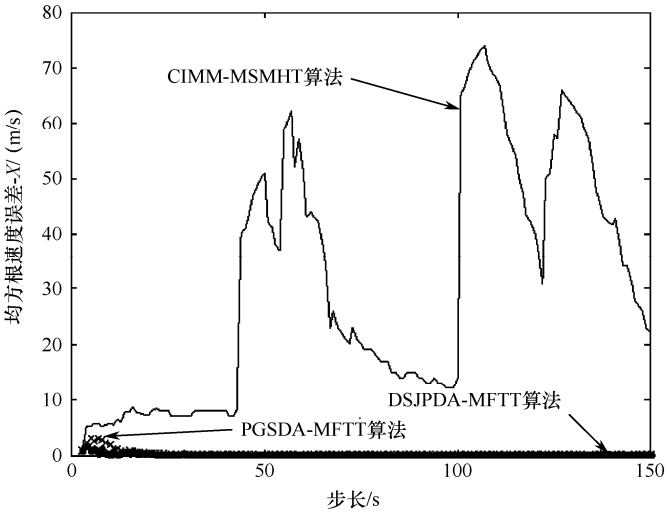

图 4-7　X 方向算法均方根速度误差比较图（环境 1）

环境 2：

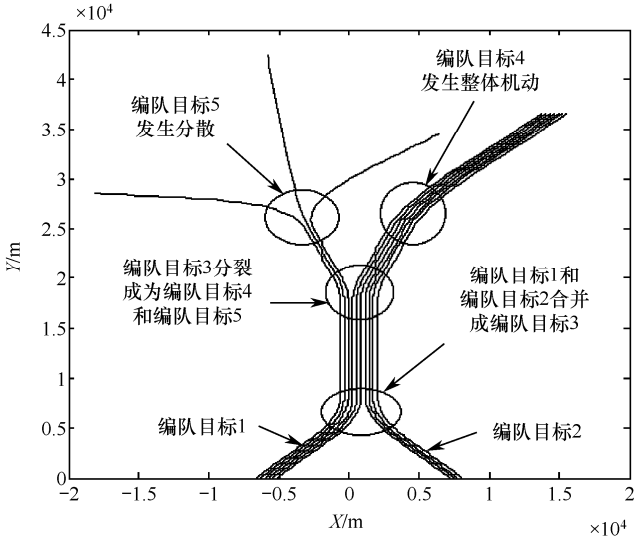

图 4-8　编队目标真实态势图（环境 2）

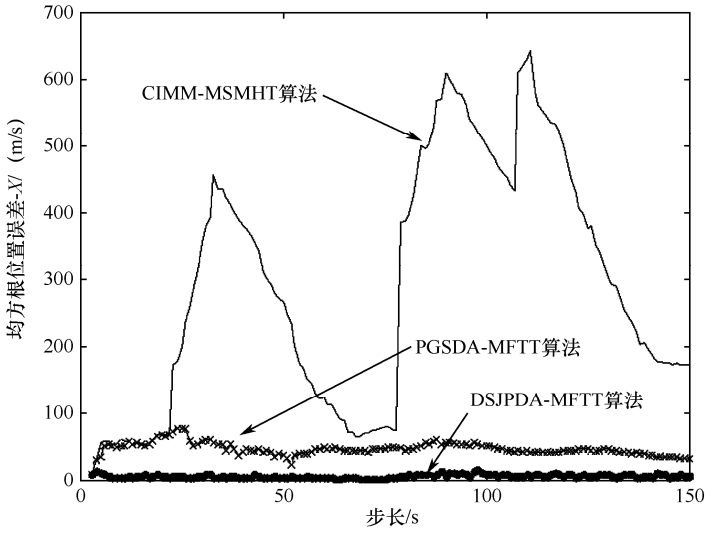

图 4-9　X 方向算法均方根位置误差比较图（环境 2）

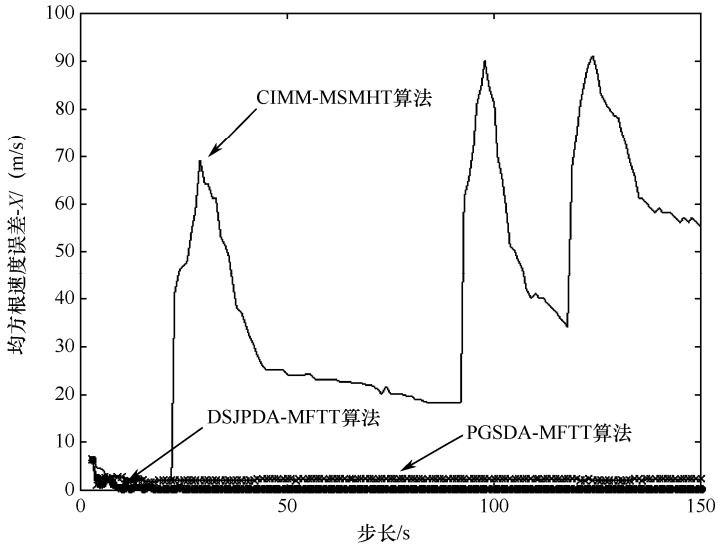

图 4-10　X 方向算法均方根速度误差比较图（环境 2）

4.5.3　仿真分析

图 4-5 为环境 1 中编队目标真实态势图，从图中可以看出编队 1 发生了分裂，编队 2 发生了整体机动；图 4-6 和图 4-7 分别为环境 1 中 DSJPDA-MFTT 算法、PGSDA-MFTT 算法及 CIMM-MSMHT 算法的均方根位置、速度误差比较图。图 4-8 为环境 2 中编队目标真实态势图，从图中可以看出各编队目标先、后发生了合并、分裂、分散和整体机动；图 4-9 和图 4-10 分别为环境 2 中三种算法的均方根位置、速度误差比较图。从上述图中可以看出，CIMM-MSMHT 算法的均方根位置、速度误差均最大，部分时刻分别高达 650m、70m/s 以上，且在整个跟踪过程中起伏很大，已不能满足系统对跟踪精度的工程要求。DSJPDA-MFTT 算法和 PGSDA-MFTT 算法的均方根位置、速度误差远小于 CIMM-MSMHT 算法，且在跟踪过程中表现平稳；两者相比，DSJPDA-MFTT 算法跟踪精度略高。

表 4-3 为环境 2 中各算法有效跟踪率及算法耗时随杂波数变化比较表。从表中可以看出，对应于同样的杂波数，本章两种算法中 DSJPDA-MFTT 算法的有效跟踪率略高，但两者的有效跟踪率均能维持在 71%以上；CIMM-MSMHT 算法的有效跟踪率明显低于本章两种算法，当杂波较密集时，有效跟踪率降至 35.67%，无法满足工程上对有效跟踪率的要求。此外，随着杂波数的增加，各算法的有效跟踪率均有所下降，其中 CIMM-MSMHT 算法的下降幅度大于本章两种算法。

表 4-3　各算法有效跟踪率及算法耗时随杂波数变化比较表

杂波数	λ_1 /个	1	2	3	4	5	6
	λ_2 /个	2	4	6	8	10	12
有效跟踪率	DSJPDA-MFTT	1	1	0.9876	0.9323	0.8532	0.7523
	PGSDA-MFTT	1	0.9103	0.8434	0.8107	0.7691	0.7103
	CIMM-MSMHT	0.7343	0.6534	0.5632	0.4970	0.4102	0.3567

（续表）

杂波数	λ_1 /个	1	2	3	4	5	6
	λ_2 /个	2	4	6	8	10	12
耗时/毫秒	DSJPDA-MFTT	0.0612	0.1534	0.2307	0.2806	0.3712	0.4835
	PGSDA-MFTT	0.0145	0.0345	0.0912	0.1434	0.2744	0.3892
	CIMM-MSMHT	0.1422	0.3862	0.5623	0.7234	0.9912	1.2702

由表 4-3 可知，随着杂波数的增加，三种算法的单次更新耗时均有所增大。其中，CIMM-MSMHT 算法的增加幅度最大，DSJPDA-MFTT 算法的增加幅度次之，PGSDA-MFTT 算法的增加幅度最小。对应同样的杂波数，CIMM-MSMHT 算法的耗时最长，PGSDA-MFTT 算法的耗时最短。

综上所述，本章两种算法在跟踪精度、有效跟踪率和算法耗时三个方面均明显优于 CIMM-MSMHT 算法，可较好地解决多传感器探测下机动编队内目标的精确跟踪问题，其中，DSJPDA-MFTT 算法的综合性能略优。

4.6　本章小结

本章基于对典型编队机动模式下多传感器量测特性的深入分析，研究了集中式多传感器机动编队内目标的精确跟踪问题。

本章 4.2 节基于编队目标发生整体机动、分裂、合并、分散四种典型机动时的量测特性，建立了各种机动模式下的编队目标跟踪模型。4.3 节研究了 DSJPDA-MFTT 算法，该算法基于编队量测的中心点和编队航迹的中心航迹建立编队确认矩阵，然后通过编队确认矩阵的拆分得到多个编队互联矩阵，并推导出各互联矩阵为真的概率，最后基于各编队互联矩阵判断编队目标的机动模式，通过相应的机动编队目标跟踪模型完成编队内目

标的状态更新，并结合各互联矩阵为真的概率基于加权平均的思想，实现集中式多传感器探测下机动编队内目标的精确跟踪。4.4 节研究了 PGSDA-MFTT 算法，该算法首先基于编队航迹和编队量测构造多个可行性划分，然后基于各可行性划分的代价函数构造 *S*-维分配问题，最后基于最优的可行性划分判定各编队目标的机动模式，利用对应的机动编队目标跟踪模型实现编队内目标的状态更新。4.5 节在统一的仿真环境下，对本章提出的两种集中式多传感器机动编队目标跟踪算法与 CIMM-MSMHT 算法进行了综合比较分析。仿真结果表明，本章算法的综合性能明显优越，均能较好地解决杂波下机动编队内目标的精确跟踪问题，其中，DSJPDA-MFTT 算法的性能最优。

第 5 章　系统误差下编队目标航迹关联算法

5.1　引言

当探测编队目标的组网传感器存在系统误差时，第 3 章和第 4 章提出的跟踪算法均不再适用。基于对传统系统误差下目标跟踪技术的分析，可采用分布式多传感器跟踪结构解决该问题，此时系统误差下编队目标的航迹关联成为必须要解决的问题，但传统系统误差下航迹关联算法对编队内目标航迹关联的效果十分有限，且尚未有文献对其进行研究，当前因该技术瓶颈无法突破，难以完成编队内目标的精确跟踪。为弥补上述不足，本章先后在 5.2 节和 5.3 节中提出系统误差下基于双重模糊拓扑的编队目标航迹关联（Formation Targets Track Correlation Algorithm with Systematic Errors Based on Double Fussy Topology：DFT-FTTC）算法和系统误差下基于误差补偿的编队目标航迹关联（Formation Targets Track Correlation Algorithm with Systematic Errors Based on Error Compensation：EC-FTTC）算法，并在 5.4 节中设计了几种与实际跟踪背景相近的仿真环境，对本章算法的综合关联性能进行验证和分析。

5.2　系统误差下基于双重模糊拓扑的编队目标航迹关联算法

假设 k 时刻传感器 A 和传感器 B 的航迹号集合为

$$U_{\mathrm{A}}(k)=\{1,2,\cdots,n_{\mathrm{A}}\},\ U_{\mathrm{B}}(k)=\{1,2,\cdots,n_{\mathrm{B}}\} \tag{5-1}$$

式中，n_{A}、n_{B} 分别为两传感器上报的航迹个数。

定义 $\hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{A}}^{i}(k\,|\,k)$、$\hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{B}}^{j}(k\,|\,k)$ 分别为 k 时刻融合中心坐标系下传感器 A 对目标 i、传感器 B 对目标 j 的状态更新值，且

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{A}}^{i}(k\,|\,k)=[\hat{x}_{\mathrm{A}}^{i}(k),\hat{\dot{x}}_{\mathrm{A}}^{i}(k),\hat{y}_{\mathrm{A}}^{i}(k),\hat{\dot{y}}_{\mathrm{A}}^{i}(k)]^{\mathrm{T}}\\ \hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{B}}^{j}(k\,|\,k)=[\hat{x}_{\mathrm{B}}^{j}(k),\hat{\dot{x}}_{\mathrm{B}}^{j}(k),\hat{y}_{\mathrm{B}}^{j}(k),\hat{\dot{y}}_{\mathrm{B}}^{j}(k)]^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{5-2}$$

基于各传感器的上报航迹，DFT-FTTC 算法的具体流程如图 5-1 所示。

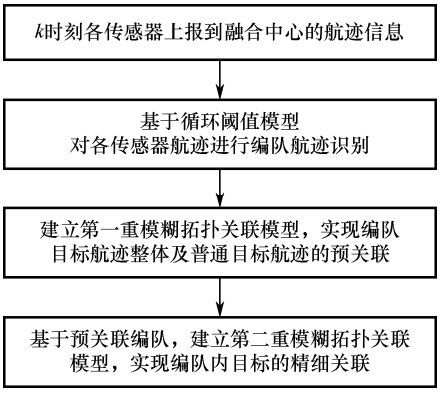

图 5-1　DFT-FTTC 算法流程图

5.2.1　基于循环阈值模型的编队航迹识别

传感器探测系统误差使目标航迹产生了旋转和平移，但基本不改变各目标航迹间的相对位置关系[147]，因而不影响编队航迹的识别。编队识别以传感器为单位进行，设 $\hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{A}}^{i_1}(k\,|\,k)$ 和 $\hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{A}}^{i_2}(k\,|\,k)$ 为 k 时刻传感器 A 目探测下目标 i_1 和 i_2 的状态更新值，基于编队航迹的位置和速度特性[具体公式同式（4-14）]，利用循环阈值模型[7]完成各传感器各时刻的编队航迹识别。

5.2.2　第一重模糊拓扑关联模型

为实现各传感器重叠探测区域内所有航迹的关联，首先利用一个等效航迹代替编队航迹整体，建立第一重模糊拓扑关联模型，实现编队目标航迹整体及普通目标航迹的全局关联。

1．编队等效航迹的选取

定义编队的中心航迹为编队的等效量测。设 $\boldsymbol{U}_{\mathrm{A}}$ 包含 M_{A} 个编队航迹，$\bar{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{A}}^{m}(k\,|\,k)$ 为第 m 个编队 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 中心航迹 $\boldsymbol{T}_{\mathrm{GA}}^{m}$ 的状态更新值，$\bar{\boldsymbol{P}}_{\mathrm{A}}^{m}(k\,|\,k)$ 为状态误差协方差，则

$$\begin{cases}\bar{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{A}}^{m}(k\,|\,k)=\dfrac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\displaystyle\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{A}}^{l}(k\,|\,k)\\ \bar{\boldsymbol{P}}_{\mathrm{A}}^{m}(k\,|\,k)=\dfrac{1}{(g_{\mathrm{A}}^{m})^{2}}\displaystyle\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\hat{\boldsymbol{P}}_{\mathrm{A}}^{l}(k\,|\,k)\end{cases}\tag{5-3}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{A}}^{l}(k\,|\,k)$、$\hat{\boldsymbol{P}}_{\mathrm{A}}^{l}(k\,|\,k)$ 分别为 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 第 l 个目标的状态更新值和状态误差协方差；g_{A}^{m} 为 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 的航迹个数。用编队的中心航迹代替编队航迹整体，屏蔽编队内各航迹给航迹关联带来的难题，系统误差下编队内目标航迹的关联问题退化为传统的系统误差下航迹关联问题。

2．系统误差对编队中心航迹的影响分析

模糊拓扑思想的应用前提为目标空间所有航迹的拓扑关系基本不变，所以为顺利建立第一重模糊拓扑模型，首先需要证明系统误差对编队中心航迹和普通目标航迹的影响十分相近。

为更清晰地分析系统误差对编队中心航迹的影响，在此举例说明。假定融合中心坐标系下传感器 A 和 B 同时跟踪第 m 个编队目标，整体效果如

图 5-2 所示。从图中可以看出，航迹 1、2、3、4 为传感器 A 的跟踪结果 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$，航迹 6、7、8 为传感器 B 的跟踪结果 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{m}$，航迹 5 为 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 的中心航迹 $\boldsymbol{T}_{\mathrm{GA}}^{m}$，航迹 9 为 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{m}$ 的中心航迹 $\boldsymbol{T}_{\mathrm{GB}}^{m}$；因系统误差的影响，$\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{m}$ 存在一定的旋转和平移。

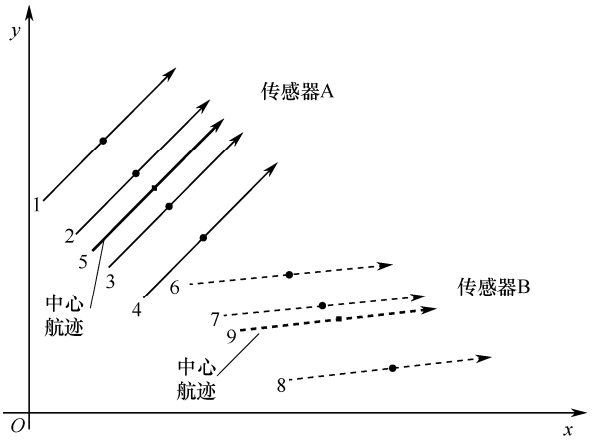

图 5-2　编队航迹跟踪整体效果图

图 5-3 为系统误差对编队中心航迹的影响示意图。图中假定航迹 1 和航迹

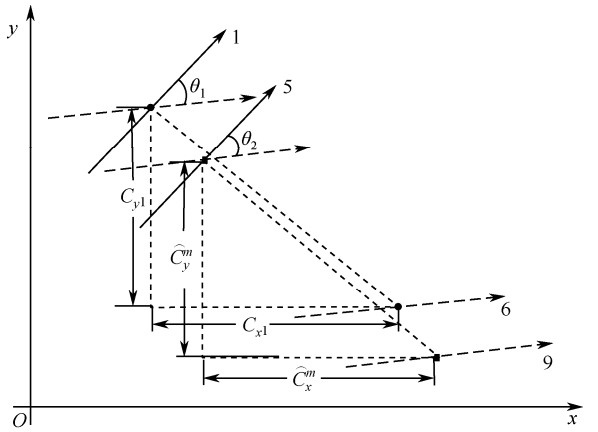

图 5-3　系统误差对编队中心航迹的影响示意图

6 对应编队内的同一个目标，根据文献[147]中系统误差对普通目标的影响分析可知，受系统误差的影响，航迹 1 和航迹 6 之间因旋转而存在夹角 θ_1。根据编队的特点和式（5-3）可知，$\boldsymbol{T}_{\mathrm{GA}}^{m}$（航迹 5）与航迹 1 基本平行；同理，$\boldsymbol{T}_{\mathrm{GB}}^{m}$（航迹 9）与航迹 6 也基本平行；因此，航迹 5 和航迹 9 之间的夹角 $\theta_2 \approx \theta_1$。

假定航迹 1 和航迹 6 的平移距离为(C_{x1},C_{y1})，设$(x_{\mathrm{GA}}^{m},y_{\mathrm{GA}}^{m})$、$(x_{\mathrm{GB}}^{m},y_{\mathrm{GB}}^{m})$分别为 $\boldsymbol{T}_{\mathrm{GA}}^{m}$ 和 $\boldsymbol{T}_{\mathrm{GB}}^{m}$ 在 k 时刻的位置，$\{(x_l^{\mathrm{A}},y_l^{\mathrm{A}})\}_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}$、$\{(x_l^{\mathrm{B}},y_l^{\mathrm{B}})\}_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}}$ 分别为 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{m}$ 在 k 时刻的位置，其中，g_{A}^{m}=4，g_{B}^{m}=3；基于式（5-3）推导图 5-3 中的 $\hat{C}_x^{m}$ 为

$$
\begin{aligned}
\hat{C}_x^{m} &= x_{\mathrm{GA}}^{m} - x_{\mathrm{GB}}^{m} \\
&= \frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}} x_l^{\mathrm{A}} - \frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}} x_l^{\mathrm{B}} \\
&= \frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}} [x_1^{\mathrm{A}} + (x_l^{\mathrm{A}} - x_1^{\mathrm{A}})] - \frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}} [x_1^{\mathrm{B}} + (x_l^{\mathrm{B}} - x_1^{\mathrm{B}})] \\
&= x_1^{\mathrm{A}} - x_1^{\mathrm{B}} + [\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}} (x_l^{\mathrm{A}} - x_1^{\mathrm{A}}) - \frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}} (x_l^{\mathrm{B}} - x_1^{\mathrm{B}})] \\
&= C_{x1} + \overline{r}_x
\end{aligned}
\tag{5-4}
$$

式中，$(x_1^{\mathrm{A}},y_1^{\mathrm{A}})$、$(x_1^{\mathrm{B}},y_1^{\mathrm{B}})$分别对应航迹 1 和航迹 6；$C_{x1}$ 为航迹 6 相对于航迹 1 在 X 方向上的平移距离。当两个传感器对编队目标分辨状态一致时，有

$$
\hat{C}_x^{m} = C_{x1} \tag{5-5}
$$

同理可得：

$$
\begin{aligned}
\hat{C}_y^{m} &= y_{\mathrm{GA}}^{m} - y_{\mathrm{GB}}^{m} \\
&= y_1^{\mathrm{A}} - y_1^{\mathrm{B}} + [\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}} (y_l^{\mathrm{A}} - y_1^{\mathrm{A}}) - \frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}} (y_l^{\mathrm{B}} - y_1^{\mathrm{B}})] \\
&= C_{y1} + \overline{r}_y
\end{aligned}
\tag{5-6}
$$

式中，C_{y1} 为航迹 6 相对于航迹 1 在 X 方向上的平移距离。因此，系统误差使

编队中心航迹发生了整体的旋转和平移，旋转角度与普通目标的旋转角度相同，当两个分辨状态一致时，平移距离与普通目标相同，当分辨状态不一致时，平移距离由式（5-4）和式（5-6）确定。

3．模糊拓扑关联模型

基于系统误差对编队中心航迹的影响分析，分以下三步建立模糊拓扑关联模型。

1）模糊因素集的建立

定义第一重模糊拓扑关联模型的模糊因素集 $\boldsymbol{U}_1=\{u_1^1,u_2^1,u_3^1,u_4^1\}$，其中 u_1^1、u_2^1、u_3^1 分别对应各目标间的拓扑关系、航迹和航向，具体定义同文献[143]所述。

一般情况下，编队中心航迹只与编队中心航迹关联，所以可将一条航迹是否为编队中心航迹计入模糊因素集，从而缩小航迹关联的搜索范围，因此定义 u_4^1 为

$$u_4^1=\begin{cases}1, & T_{\mathrm{d}}\text{为编队中心航迹}\\ 0, & T_{\mathrm{d}}\text{为普通中心航迹}\end{cases} \tag{5-7}$$

式中，T_{d} 为待关联航迹。

2）模糊因素权值的分配

设 k 时刻对应于 $\boldsymbol{U}$ 的权值集合为 $A_1(k)=(a_1^1(k),a_2^1(k),a_3^1(k),a_4^1(k))$，且有 $\sum_{l=1}^{4}a_l^1(k)=1$，具体取值需根据各个模糊因子对决策的影响合理确定。

在此，需要注意的是，受系统误差的影响，各目标间的拓扑关系发生了一定的仿射变换，当各传感器对同一传感器的分辨状态差别较大时尤为明显，此时 $a_1^1(k)$ 的取值应相对较小，所以基于式（5-4）和式（5-6），需要根据各传

感器对同一编队目标分辨状态对 $a_1^1(k)$ 的取值进行动态分配。设定 $A_1(k)$ 的自适应调整因子为

$$a_1'^1(k)=a_{1\min}+\frac{\Delta r}{r_{\max}}(a_{1\max}-a_{1\min}) \tag{5-8}$$

式中，$a_{1\max}$ 和 $a_{1\min}$ 为 $a_1(k)$ 可取的最大值和最小值，可凭经验确定；

$$\begin{cases}\Delta r=\overline{r}_x+\overline{r}_y\\ r_{\max}=\max[x_{\max}^{\mathrm{A}}-x_{\min}^{\mathrm{B}},x_{\max}^{\mathrm{B}}-x_{\min}^{\mathrm{A}}]+\max[y_{\max}^{\mathrm{A}}-y_{\min}^{\mathrm{B}},y_{\max}^{\mathrm{B}}-y_{\min}^{\mathrm{A}}]\end{cases} \tag{5-9}$$

式中，$[x_{\max}^{\mathrm{A}},y_{\max}^{\mathrm{A}},x_{\min}^{\mathrm{A}},y_{\min}^{\mathrm{A}}]$、$[x_{\max}^{\mathrm{B}},y_{\max}^{\mathrm{B}},x_{\min}^{\mathrm{B}},y_{\min}^{\mathrm{B}}]$ 分别为 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^m$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^m$ 中量测在 x、y 方向上的最大值和最小值。因此，$A_1(k)$ 中的各个因子为

$$\begin{cases}a_1^1(k)=\dfrac{a_1'^1(k)}{\sum\limits_{i=2}^{4}a_i^1(k)+a_1'^1(k)}\\ a_l^1(k)=\dfrac{a_l^1(k)}{\sum\limits_{i=2}^{4}a_i^1(k)+a_1'^1(k)}\ (l=2,3,4)\end{cases} \tag{5-10}$$

3）模糊航迹关联准则的建立

此处选用正态模糊隶属度函数建立模糊关联矩阵，结合航迹质量及多义性处理实现编队航迹整体及普通目标的关联，具体过程同文献[143]，在此不再赘述。但在此需要注意的是，编队航迹的预互联不是最终的关联结果，只是完成编队内航迹关联的基础。

5.2.3　第二重模糊拓扑关联模型

设 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^m$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^m$ 为 k 时刻传感器 A 和传感器 B 预关联成功的两个编队航迹，此处通过建立第二重模糊拓扑关联模型，实现 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^m$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^m$ 内部航迹的精确关联。

1．模糊因素集的建立

由编队的定义可知，编队中各目标运动模式基本相同，航速、航向、加速度、航向相对大小等因素已不能作为分辨编队内各目标航迹的有效量，不应该纳入模糊因素集之中。基于对整个目标空间及编队内目标航迹的特性分析，定义第二重模糊拓扑模型的模糊因素集 $\boldsymbol{U}_2=\{u_1^2,u_2^2\}$，其中 u_1^2 对应编队内各目标间的拓扑关系，具体建立过程同文献[143]。

但当两个传感器对同一编队目标的探测状态不一致时，只依据编队内目标航迹间的相对位置关系不能完成编队内航迹的精确关联。如图 5-4 所示，航迹 1、2、3、4 组成 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^m$，航迹 5、6、7 组成 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^m$。从图中可以看出，航迹 5、6、7 可以与航迹 1、2、3 对应关联，也可以与航迹 2、3、4 对应关联，只根据模糊因子 u_1^2 已无法进行判别。此时，需要为 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^m$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^m$ 各找一个参照物，两个参照物与两个编队航迹之间要构成相同的拓扑关系。由前面分析可知，在第一重模糊拓扑关联后，各传感器普通目标与编队目标之间构成相同、固定的拓扑关系，因此可利用第一重模糊拓扑关联模型中的模糊关联矩阵建立多义性处理准则，并结合航迹关联质量，选取关联性最强的一组普通目标航迹关联对作为参照关联对，如图 5-4 中的航迹 8、9 所示；然后利用待关联目标航迹与参照航迹之间的相对拓扑关系构造模糊因子 u_2^2，具体过程同 u_1^2。

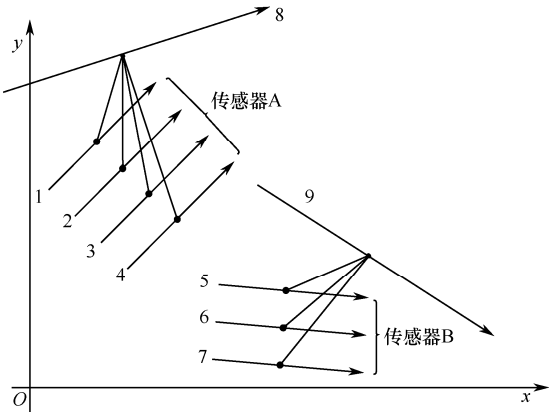

图 5-4　模糊因子 u_2^2 建立示意图

2．模糊因素权值的分配

设对应于 $\boldsymbol{U}_2$ 的权值集合为 $A_2(k)=(a_1^2(k),a_2^2(k))$，且有 $a_1^2(k)+a_2^2(k)=1$。在此，基于各传感器对预关联编队的分辨状态，分为两种情况对 $A_2(k)$ 进行设置。

（1）若 $g_{\mathrm{A}}^m=g_{\mathrm{B}}^m$，则 u_1^2 对决策的影响大于 u_2^2，所以 $a_1^2(k)>a_2^2(k)$，在仿真中，初值取为 $a_1^2(k)$=0.6，$a_2^2(k)$=0.4。

（2）若 $g_{\mathrm{A}}^m\neq g_{\mathrm{B}}^m$，则 u_1^2 对决策的影响远小于 u_2^2，所以 $a_1^2(k)<<a_2^2(k)$，在仿真中，初值取为 $a_1^2(k)$=0.15，$a_2^2(k)$=0.85。

3．编队内航迹精确关联准则

编队内航迹的精确关联准则与第一重模糊拓扑关联模型相同，在此不再重复介绍。需要注意的是，基于编队内航迹的精确关联结果，可直接利用文献[156]提出的系统误差下的目标状态估计算法，从而实现分布式多传感器编队内目标的精确跟踪。

5.3　系统误差下基于误差补偿的编队目标航迹关联算法

基于各传感器的上报航迹，EC-FTTC 算法的具体流程如图 5-5 所示。

5.3.1　编队航迹状态识别模型

各传感器因分辨能力及探测角度不一致，对同一编队目标的分辨状态会存在差别，为顺利应用编队航迹系统误差估计模型，需要获取一对分辨状态相同的预关联编队，在此基于编队内航迹个数、目标航迹的相对位置及航迹

历史等信息建立编队航迹状态识别模型，判断预关联编队航迹对编队目标的分辨状态是否相同。在此需要注意的是，本节基于循环阈值模型和编队中心航迹完成编队航迹的识别和预互联，具体过程同 5.2.1 节。

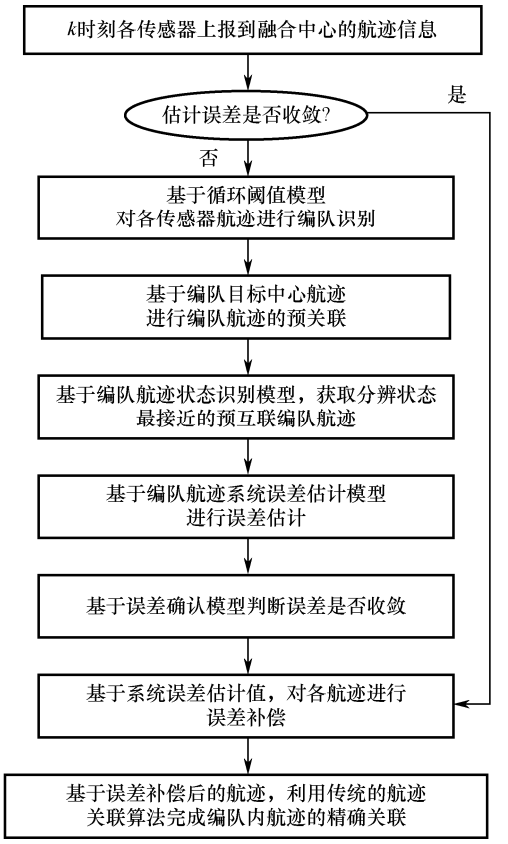

图 5-5　EC-FTTC 算法流程图

设 k 时刻两传感器 A 和 B 存在 N 对预关联编队，$\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}=\{\hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{A}}^{l}(k\,|\,k)\}_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{n}=\{\hat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{B}}^{l}(k\,|\,k)\}_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}$ 为其中一对；定义预关联编队分辨状态相似度为

$$S_{mn}=\frac{a}{(D_{\mathrm{A}}^{m}(k)-D_{\mathrm{B}}^{n}(k))} \tag{5-11}$$

式中，

$$a=\begin{cases}1, 若 g_{\mathrm{A}}^{m}=g_{\mathrm{B}}^{n}\\ 0, 若 g_{\mathrm{A}}^{m}\neq g_{\mathrm{B}}^{n}\end{cases} \tag{5-12}$$

$$\begin{cases}D_{\mathrm{A}}^{m}(k)=D_{\mathrm{A}}^{m}(k-1)+d_{\max}^{\mathrm{A}}(k)+d_{\min}^{\mathrm{A}}(k)\\ D_{\mathrm{B}}^{n}(k)=D_{\mathrm{B}}^{n}(k-1)+d_{\max}^{\mathrm{B}}(k)+d_{\min}^{\mathrm{B}}(k)\end{cases} \tag{5-13}$$

式中，$d_{\max}^{\mathrm{A}}(k)$ 和 $d_{\min}^{\mathrm{A}}(k)$ 分别为 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 中各航迹间距的最大值与最小值；$d_{\max}^{\mathrm{B}}(k)$ 和 $d_{\min}^{\mathrm{B}}(k)$ 分别为 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{n}$ 中各航迹间距的最大值与最小值。基于式（5-11）计算 N 对预关联编队的相似度，判定相似度最大的预关联编队分辨状态相同。

如果 N 对预关联编队的相似度全为零，则说明该时刻不存在分辨状态相同的预关联编队，因而编队航迹系统误差估计模型无法正常应用。为解决该问题，在此首先选取一个基本关联编队，然后以其为母体建立分辨状态一致的关联编队。具体过程分为以下四步。

（1）基本关联编队的选取。

定义 $E_{mn}(k)$ 为预关联编队分辨状态质量，如果 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{n}$ 为分辨状态一致的关联编队，则 $e_{mn}(k)=1$，且 $E_{mn}(k)=E_{mn}(k-1)+e_{mn}(k)$ $(E_{mn}(0)=0)$。在此选取 $E_{mn}(k)$ 最大的预关联编队为基本关联编队；如果有重复，则选择目标航迹数差异最小的预关联编队为基本关联编队；如果存在多个差异个数相同的预关联编队，则选取 $[D_{\mathrm{A}}^{m}(k)-D_{\mathrm{B}}^{n}(k)]$ 最小的预关联编队为基本关联编队。设 k 时刻 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{n}$ 为满足条件的基本关联编队，且 $g_{\mathrm{A}}^{m}\neq g_{\mathrm{B}}^{n}$。

（2）搜索满足式（5-14）的 k_1，并提取 k_1 时刻两个预关联编队航迹的标号集合 $U_{\mathrm{A}}^{m}(k_1)$ 和 $U_{\mathrm{B}}^{n}(k_1)$：

$$\begin{cases}K=\{k' \mid e(k')=1,\ k'<k\}\\ k_1=\min\limits_{k'\in K}(k-k')\end{cases} \tag{5-14}$$

（3）基于$U_{\mathrm{A}}^{m}(k_1)$和$U_{\mathrm{A}}^{m}(k)$，若航迹标号$i\in U_{\mathrm{A}}^{m}(k_1)$，且$i\in U_{\mathrm{A}}^{m}(k)$，则保持航迹 i 不变；若$i\in U_{\mathrm{A}}^{m}(k_1)$，且$i\notin U_{\mathrm{A}}^{m}(k)$，则利用速度预测获取 k 时刻航迹 i 的状态和协方差；若$i\notin U_{\mathrm{A}}^{m}(k_1)$，且$i\in U_{\mathrm{A}}^{m}(k)$，则删除航迹 i；对每条航迹依照上述方法进行处理，获取新的编队航迹$\hat{\boldsymbol{G}}_{\mathrm{A}}^{m}$。

同理，基于$U_{\mathrm{B}}^{n}(k_1)$和 $U_{\mathrm{B}}^{n}(k)$可建立新的编队航迹$\hat{\boldsymbol{G}}_{\mathrm{B}}^{n}$。$\hat{\boldsymbol{G}}_{\mathrm{A}}^{m}$和$\hat{\boldsymbol{G}}_{\mathrm{B}}^{n}$为分辨状态一致的关联编队。

（4）若式（5-14）中的集合$K=\boldsymbol{\Phi}$，则说明直到 k 时刻任何一个预关联编队的分辨状态均不一致；需要基于上述模型，在 k+1 时刻继续进行判别。

5.3.2　编队航迹系统误差估计模型

设$\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$和$\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{n}$为分辨状态一致的预关联编队，与其航迹对应的量测集分别为$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{A}}^{m}=\{z_{\mathrm{A}l}^{m}(k)\}_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}$和$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{B}}^{n}=\{z_{\mathrm{B}l}^{n}(k)\}_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}$，且

$$\begin{cases} z_{\mathrm{A}l}^{m}(k)=(r_{\mathrm{A}l}^{m}(k),\theta_{\mathrm{A}l}^{m}(k))^{\mathrm{T}}=(x_{\mathrm{A}l}^{m}(k),y_{\mathrm{A}l}^{m}(k))^{\mathrm{T}} \\ z_{\mathrm{B}l}^{n}(k)=(r_{\mathrm{B}l}^{n}(k),\theta_{\mathrm{B}l}^{n}(k))^{\mathrm{T}}=(x_{\mathrm{B}l}^{n}(k),y_{\mathrm{B}l}^{n}(k))^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{5-15}$$

式中，$(r_{\mathrm{A}l}^{m}(k),\theta_{\mathrm{A}l}^{m}(k))^{\mathrm{T}}$为传感器局部坐标系下$z_{\mathrm{A}l}^{m}(k)$的极坐标值；$(x_{\mathrm{A}l}^{m}(k),y_{\mathrm{A}l}^{m}(k))^{\mathrm{T}}$为对应的直角坐标；$z_{\mathrm{B}l}^{n}(k)$定义方式同上。基于该关联编队，编队航迹系统误差估计模型具体由以下三部分组成。

1．编队等效量测的建立

以传感器 A 为例，在极坐标下用算术平均的思想将$\boldsymbol{Z}_{\mathrm{A}}^{m}$化为一个等效量测$\overline{z}_{\mathrm{A}}^{m}=(r_{\mathrm{A}}^{m},\theta_{\mathrm{A}}^{m})$，则

$$r_{\mathrm{A}}^{m}=\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}r_{\mathrm{A}l}^{m}=\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}(r_{\mathrm{A}l}^{\prime m}+\Delta r_{\mathrm{A}})=\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}r_{\mathrm{A}l}^{\prime m}+\Delta r_{\mathrm{A}} \tag{5-16}$$

$$\theta_{\mathrm{A}}^{m}=\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}=\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}(\theta_{\mathrm{A}l}^{\prime m}+\Delta r_{\mathrm{A}})=\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l}^{\prime m}+\Delta r_{\mathrm{A}} \tag{5-17}$$

式中，$(r_{\mathrm{A}l}^{\prime m},\theta_{\mathrm{A}l}^{\prime m})$ 为 $z_{\mathrm{A}l}^{m}(k)$ 所对应目标的真实测量值；$\Delta r_{\mathrm{A}},\Delta\theta_{\mathrm{A}}$ 分别为传感器 A 的测距和测角系统误差；从式（5-16）和式（5-17）可以看出，附加到 $\bar{z}_{\mathrm{A}}^{m}$ 上的误差为传感器 A 的系统误差 $\Delta r_{\mathrm{A}},\Delta\theta_{\mathrm{A}}$。

同理，可得 $\boldsymbol{Z}_{\mathrm{B}}^{n}$ 的等效量测 $\bar{z}_{\mathrm{B}}^{n}=(r_{\mathrm{B}}^{n},\theta_{\mathrm{B}}^{n})$，附加到 $\bar{z}_{\mathrm{B}}^{n}$ 上的误差为传感器 B 的系统误差 $\Delta r_{\mathrm{B}},\Delta\theta_{\mathrm{B}}$。

2．估计模型的建立

要建立误差估计模型，首先需要获取两传感器对应同一目标的测量值。经分析可知，$\bar{z}_{\mathrm{A}}^{m}$ 和 $\bar{z}_{\mathrm{B}}^{n}$ 并不对应同一目标，设两者的差值为 $(\Delta C_x,\Delta C_y)$，则

$$\begin{cases}(r_{\mathrm{A}}^{m}-\Delta r_{\mathrm{A}})\cos(\theta_{\mathrm{A}}^{m}-\Delta\theta_{\mathrm{A}})+x_{\mathrm{A}}=(r_{\mathrm{B}}^{n}-\Delta r_{\mathrm{B}})\cos(\theta_{\mathrm{B}}^{n}-\Delta\theta_{\mathrm{B}})+x_{\mathrm{B}}+\Delta C_x\\(r_{\mathrm{A}}^{m}-\Delta r_{\mathrm{A}})\sin(\theta_{\mathrm{A}}^{m}-\Delta\theta_{\mathrm{A}})+y_{\mathrm{A}}=(r_{\mathrm{B}}^{n}-\Delta r_{\mathrm{B}})\sin(\theta_{\mathrm{B}}^{n}-\Delta\theta_{\mathrm{B}})+y_{\mathrm{B}}+\Delta C_y\end{cases} \tag{5-18}$$

式中，$(x_{\mathrm{A}},y_{\mathrm{A}})$、$(x_{\mathrm{B}},y_{\mathrm{B}})$ 为传感器 A 和传感器 B 的地理位置；将式（5-16）和式（5-17）代入式（5-18），经推导化简（具体推导过程请见附录 B）可得

$$\begin{cases}h_{1x}\Delta r_{\mathrm{A}}+h_{2x}\Delta r_{\mathrm{B}}+h_{3x}\Delta\theta_{\mathrm{A}}+h_{4x}\Delta\theta_{\mathrm{B}}=\hat{z}_x\\h_{1y}\Delta r_{\mathrm{A}}+h_{2y}\Delta r_{\mathrm{B}}+h_{3y}\Delta\theta_{\mathrm{A}}+h_{4y}\Delta\theta_{\mathrm{B}}=\hat{z}_y\end{cases} \tag{5-19}$$

式中，

$$\begin{aligned}&h_{1x}=-\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\cos\theta_{\mathrm{A}l}^{m}\ ,h_{2x}=\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\cos\theta_{\mathrm{B}l}^{n}\\&h_{3x}=\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}r_{\mathrm{A}l}^{m}\sin\theta_{\mathrm{A}l}^{m}\ ,h_{4x}=-\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}r_{\mathrm{B}l}^{n}\sin\theta_{\mathrm{B}l}^{n}\\&\hat{z}_x=\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}r_{\mathrm{B}l}^{n}\cos\theta_{\mathrm{B}l}^{n}-\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}r_{\mathrm{A}l}^{m}\cos\theta_{\mathrm{A}l}^{m}+x_{\mathrm{B}}-x_{\mathrm{A}}\end{aligned} \tag{5-20}$$

$$h_{1y}=-\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sin\theta_{\mathrm{A}l}^{m}\ ,h_{2y}=\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sin\theta_{\mathrm{B}l}^{n}$$

$$h_{3y}=\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}r_{\mathrm{A}l}^{m}\cos\theta_{\mathrm{A}l}^{m}\ ,h_{4y}=-\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}r_{\mathrm{B}l}^{n}\cos\theta_{\mathrm{B}l}^{n} \tag{5-21}$$

$$\hat{z}_{y}=\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}r_{\mathrm{B}l}^{n}\sin\theta_{\mathrm{B}l}^{n}-\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}r_{\mathrm{A}l}^{m}\sin\theta_{\mathrm{A}l}^{m}+y_{\mathrm{B}}-y_{\mathrm{A}}$$

系统误差的估计值会随着时间的积累而收敛，为缩短误差收敛时间并提高误差估计值的精确度，本节基于直到 k 时刻的测量点迹和式（5-19），采用广义最小二乘误差配准算法估计系统误差 $\hat{\boldsymbol{\beta}}(k)=[\Delta r_{\mathrm{A}},\Delta\theta_{\mathrm{A}},\Delta r_{\mathrm{B}},\Delta\theta_{\mathrm{B}}]$，具体过程同文献[64]，在此不再赘述。

3．误差确认模型的建立

为判断系统误差估计值是否收敛，本小节建立误差确认模型。基于双门限的思想，选取正整数 I 和 R，$\forall\hat{l}=1,2,\cdots,R$。若

$$\sum_{\hat{l}=1}^{R}W(\hat{l})>I \tag{5-22}$$

则判别 $\hat{\boldsymbol{\beta}}(k)$ 已收敛，后续时刻可直接用 $\hat{\boldsymbol{\beta}}(k)$ 进行误差补偿，无须重新估计系统误差。式中，

$$W(\hat{l})=\begin{cases}1,\text{若}\|\beta(k)-\beta(k-\hat{l})\|\leqslant\eta\\0,\text{若}\|\beta(k)-\beta(k-\hat{l})\|>\eta\end{cases} \tag{5-23}$$

式中，$\|\bullet\|$ 为求范数；η 为常数阈值。

5.3.3　误差补偿和编队内航迹的精确关联

基于系统误差估计值 $\hat{\boldsymbol{\beta}}(k)$，在传感器局部坐标系下对直到 k 时刻传感器

A 和传感器 B 的量测值进行误差补偿，将补偿后的新量测变换到融合中心坐标系，并采用 Kalman 滤波器重新进行滤波，获取新的目标状态更新值和状态误差协方差，最后基于独立序贯航迹关联算法完成编队航迹的精确关联，具体关联过程请见文献[8]。

5.3.4　讨论

为解决系统误差下编队内目标航迹的精确航迹关联问题，本节提出了 EC-FTTC 算法，该算法的优点为：

（1）基于编队整体进行预关联，使系统误差下编队内目标航迹的精确关联问题退化为传统的系统误差下航迹关联问题。

（2）基于编队航迹状态识别模型搜索或建立分辨状态一致的关联编队，使该算法能很好地适用于编队目标部分可辨等复杂环境，为后端的系统误差估计打下基础。

（3）基于误差估计模型，能快速、准确地估计出各传感器的系统误差；基于误差确认模型，及时判别是否需要继续进行误差估计，进一步提高了整个算法的实时性。

5.4　仿真比较与分析

为验证说明算法的性能和有效性，采用 100 次蒙特卡洛仿真对本章所提出的两种关联算法进行分析，并与修正的加权法[8]（Modified Weighted Track Correlation Algorithm：MWTC）、基于最近航迹迭代的航迹对准关联（Track Alignment-Correlation Algorithm Based on Iterative Closest Track：ICT-TAC）算

法[147]及基于目标不变信息量的模糊航迹对准关联（Fuzzy Track Alignment-Correlation Algorithm Based on Target Invariable Information：TII-FTAC）算法[143]进行比较。

5.4.1 仿真环境

假定传感器为两部 2D 雷达，位置分别为(0m, 0m)、(150000m, 0m)，测向误差均为 $\sigma_\theta = 0.5^\circ$，测距误差均为 σ_r =80m，采样周期均为 1s；为比较各算法在不同仿真环境中的航迹关联性能，设置以下 5 种典型环境。

环境 1：模拟常见系统误差稀疏编队目标环境。设在一个两维平面上存在 14 个目标，构成 3 个匀速直线运动的编队目标；第 1 个编队由前 4 个目标组成，初始位置分别为(5000m,800m)、(5400m,1400m)、(5850m,1500m)、(6100m,900m)，初始速度均为(0m/s,−300m/s)；第 2 个编队由第 5~8 个目标组成，初始位置分别为(−5000m,10000m)、(−5200m,9400m)、(−4900m,8600m)、(−5300m,8000m)，初始速度均为(200m/s,−300m/s)；第 3 个编队由剩余目标组成，初始位置分别为(10000m,−8000m)、(9500m,−9000m)、(9000m,−9000m)、(8500m,−8000m)、(8000m,−8000m)、(7500m,−7000m)，初始速度为(−240m/s, −230m/s)。两传感器测距系统误差均为 0.5 km、测角系统误差分别为 0.5°和 −0.5°。

环境 2：模拟常见系统误差密集编队目标环境。第 1 个编队中各目标的初始位置变为(5000m,800m)、(5200m,850m)、(5350m,900m)、(5550m,830m)；第 2 个编队中各目标的初始位置变为(−5000m,10000m)、(−5100m,9800m)、(−5000m,9650m)、(−5050m,9500m)；第 3 个编队中各目标的初始位置变为(10000m,−8000m)、(9800m,−8000m)、 (9700m,−8200m)、(9500m,−8300m)、(9400m,−8400m)、(9300m,−8300m)。其他参数同环境 1。

环境 3：模拟较大系统误差稀疏编队目标环境；目标设定同环境 1；两传感器测距系统误差均为 1km、测角系统误差分别为 1°和−1°。

环境 4：模拟较大系统误差密集编队目标环境；目标设定同环境 2；两传感器测距系统误差均为 1km、测角系统误差分别为 1°和−1°。

环境 5：模拟常见系统误差编队目标部分可分辨环境；假设两部传感器分别对第 1 个编队、第 2 个编队是部分可辨的；其他参数设置同环境 1。

5.4.2　仿真结果及分析

表 5-1 给出了 5 种环境下各算法航迹关联概率的比较情况。从表中可以看出，对本节设定的 5 种环境而言，MWTC 算法和 TII-FTAC 算法关联效果最差，均无法实现编队内目标航迹的正确关联；ICT-TAC 算法次之，其在环境 1 和环境 3 中能维持较高的正确关联概率，但在环境 4 和环境 5 下正确关联概率跌至 20%左右，已无法满足实际系统的工程需求；DFT-FTTC 算法和 EC-FTTC 算法关联性能最好，正确关联概率远高于上述三种算法，且均在 71%以上，能较好地实现编队内目标航迹的精确关联，且鲁棒性较强；两者相比，EC-FTTC 算法略优。

表 5-1　各算法航迹关联概率比较表

	概率	环境 1	环境 2	环境 3	环境 4	环境 5
DFT-FTTC 算法	E_c	1	0.8041	0.9356	0.7328	0.7143
	E_e	0	0	0	0	0
	E_s	0	0.1959	0	0.2672	0.2857
EC-FTTC 算法	E_c	1	0.8357	0.9644	0.8271	0.8457
	E_e	0	0	0	0	0
	E_s	0	0.1643	0	0.1729	0.1543
MWTC 算法	E_c	0	0	0	0	0
	E_e	1	1	1	1	1
	E_s	0	0	0	0	0

（续表）

	概率	环境 1	环境 2	环境 3	环境 4	环境 5
ICT-TAC 算法	E_c	0.9571	0.3586	0.7329	0.2086	0.1686
	E_e	0	0	0	0	0
	E_s	0.0429	0.6414	0.2671	0.7914	0.8314
TII-FTAC 算法	E_c	0.1500	0.1629	0.1729	0.2014	0.1771
	E_e	0.2100	0.1943	0.1729	0.1557	0.2000
	E_s	0.6400	0.6429	0.6543	0.6429	0.6229

表 5-2 给出了 5 种环境下各算法的单次仿真耗时。相比较而言，在各种仿真场景中，ICT-TAC 算法的实时性最好，但其受环境影响较为明显；TII-FTAC 算法实时性最差；其他三种算法实时性居中且相差较小，基本不受编队内目标密集程度、系统误差大小以及是否部分可辨等环境因素的影响。此外，除 TII-FTAC 算法外，其他四种算法的耗时均不大，能较好地满足实际工程的实时性需求。

表 5-2　算法单次耗时表

单次算法耗时/ms	环境 1	环境 2	环境 3	环境 4	环境 5
DFT-FTTC 算法	15.4112	15.2787	18.4234	15.9642	15.8096
EC-FTTC 算法	20.4112	20.2787	21.4234	19.9642	20.8096
MWTC 算法	19.3787	19.1969	18.7297	19.1299	18.6831
ICT-TAC 算法	3.0123	10.9958	4.6200	14.7827	16.6396
TII-FTAC 算法	148.5819	149.6298	148.2023	153.3667	140.6874

综上所述，与传统的航迹关联算法及系统误差下航迹关联算法相比，本章两种算法的综合性能明显优越，均具有较小的耗时和有效稳定的关联性，能较好地满足分布式多传感器在系统误差下跟踪编队内目标的工程需求。两者相比，EC-FTTC 算法的正确关联概率略高，DFT-FTTC 算法的单次更新耗时略小。

5.5　本章小结

本章基于系统误差下编队内目标航迹的特性，研究了系统误差下编队内目标航迹的关联问题。

本章 5.2 节提出了 DFT-FTTC 算法，该算法首先基于循环阈值模型对各传感器获得的航迹进行编队识别，然后利用编队中心航迹代替编队整体，基于系统误差对编队中心航迹的影响分析，建立第一重模糊拓扑关联模型，完成编队中心航迹的预关联和普通目标航迹的对准关联，最后基于预关联编队内目标航迹之间或与参照航迹关联对之间的拓扑关系建立第二重模糊拓扑关联模型，实现编队内目标航迹的精确关联。5.3 节提出了 EC-FTTC 算法，该算法首先完成编队航迹的识别和预关联，并基于编队航迹状态识别模型，搜索或建立分辨状态相同的预关联编队航迹，然后基于编队航迹系统误差估计模型和误差确认模型，获得最终的误差估计值并完成误差补偿，最后利用传统的航迹关联算法完成编队内目标航迹的精确关联。5.4 节在统一的仿真环境下对本章算法的关联性能进行了综合分析，验证了本章算法的有效性和性能。

第 6 章　结论及展望

在现阶段信息融合的研究中，多传感器编队目标跟踪技术是重点和难点之一，它的发展与位置级信息融合技术的发展紧密相关。本书针对目前多传感器编队目标跟踪领域中的一些关键技术进行了深入研究，主要分为以下几个方面。

1．研究了编队目标航迹起始技术

基于航迹起始阶段编队内各目标相对位置的缓慢漂移特性，利用灰色理论分别研究了单传感器和集中式多传感器探测下编队内目标的航迹起始算法：

（1）通过循环阈值模型、编队中心点实现编队的预分割、预关联，对预关联成功的编队搜索对应坐标系，建立编队中各量测的相对位置矢量，进而基于灰色互联模型完成编队内量测的互联，并基于航迹确认规则得到编队目标状态矩阵，给出了 RPV-FTGTI 算法。经仿真验证，与传统目标航迹起始算法中的 MLBM 算法和现有编队目标航迹起始算法中的 CHT-FTTI 算法相比，RPV-FTGTI 算法在起始真实航迹、抑制虚假航迹及杂波鲁棒性等方面的综合性能明显优越，能够在杂波环境下成功起始编队内的各个目标。

（2）通过灰色互联模型和量测合并模型分别消除同一传感器预互联编队内的虚假量测和编队内多传感器对同一目标的冗余信息，将 RPV-FTGTI 算法扩展至集中式多传感器系统，给出了 CMS-FTGTI 算法。

基于航迹起始阶段编队内各目标运动模式的相似性，研究了集中式多传

感器探测下编队内目标的航迹起始算法：通过非抢占式修正逻辑法和同状态航迹编队获取模型剔除单传感器形成的虚假航迹，并利用多传感器同状态编队关联模型消除各传感器虚假的同状态航迹编队，进而基于加权法实现同状态关联编队内航迹的精确互联及合并，给出了 MS-CMS-FTTI 算法。

通过综合性能分析，可得出如下结论：CMS-FTGTI 算法和 MS-CMS-FTTI 算法能够较好地实现编队内目标的航迹起始；与经典的 DMS-MLBM 算法及现有编队目标航迹起始算法中的 CMS-CHT-MFTTI 算法相比，本书算法的正确起始概率及对杂波的鲁棒性明显优越；两者相比，MS-CMS-FTTI 算法的性能更优；从算法耗时上来看，本书算法大于其他两种算法，其中 CMS-FTGTI 算法的耗时最大，但当杂波不是特别密集时，实时性能满足工程需求；此外，本书算法受量测误差的影响大于其他两种算法，因为随着量测误差的增大，航迹起始阶段同一编队中各目标相对位置的缓慢漂移特性和运动相似性会相应变差。

2．研究了复杂背景下集中式多传感器编队目标跟踪技术

基于群分割中图解法的思想，研究了云雨杂波和带状干扰剔除算法：基于量测区域矩阵，利用进化权值矩阵表示出云雨杂波和带状干扰引发的量测密集现象，分别给出了云雨杂波剔除模型和带状干扰剔除模型，并通过仿真数据和实测数据验证了本章算法的有效性。

基于相邻时刻同一编队内目标真实回波空间结构相对固定的特性，研究了集中式多传感器探测下非机动编队内目标的精确跟踪算法：

（1）通过预关联成功的编队状态集合与编队量测集合分别建立模板形状矩阵和待匹配形状矩阵，利用匹配搜索模型和匹配矩阵确认规则选出代价最小的匹配矩阵，并基于模板和对应的匹配矩阵利用 kalman 滤波完成编队内各

目标航迹的状态更新，给出了 TM-CMS-FTT 算法。

（2）利用形状方位描述符建立可唯一表示编队内各目标组成图形的形状矢量，然后基于落入编队内各目标相关波门内的量测集合，以编队内各目标可能关联量测构成的所有图形为对象，通过形状相似程度和量测与目标状态一步预测值的空间距离建立相似度模型，同时利用选主站的思想实现冗余图像的剔除，最后利用量测集合与对应的权值集合，基于粒子滤波给出了 SAD-CMS-FTPF 算法。

通过综合性能分析，可得出如下结论：TM-CMS-FTT 算法和 SAD-CMS-FTPF 算法均能够在杂波环境下实现非机动编队内目标的精确跟踪;与传统多传感器多目标跟踪算法中性能优越的基于数据压缩的 CMS-MHT 算法相比，本书算法在跟踪精度、有效跟踪率和算法耗时三方面的性能均有较大程度的提高；两者相比，TM-CMS-FTT 算法的单次更新耗时略小，但 SAD-CMS-FTPF 算法的跟踪精度和有效跟踪率高一些，综合来看，SAD-CMS-FTPF 算法的性能更加优越。但本章算法均无法解决机动编队目标的跟踪问题。

3．研究了集中式多传感器机动编队目标跟踪技术

基于机动编队内目标的量测特性，研究了四种典型的机动编队目标跟踪模型：

（1）当编队目标发生整体机动时，基于编队整体求取加速度，并实现编队内各目标的外推，然后以各目标外推点为中心建立关联波门，基于落入波门内的量测集合，通过杂波剔除模型及点迹合并模型实现关联量测的获取，最后利用 IMM 算法完成多传感器探测下编队内目标的状态估计，给出了编队整体机动跟踪模型；

（2）当编队目标发生分裂时，基于分裂后的多个编队量测，利用编队整体机动跟踪模型，分别实现未分裂前编队内所有目标的状态更新，然后利用多帧互联模式，基于航迹质量终结虚假航迹，给出了编队分裂跟踪模型；

（3）当编队发生合并时，基于合并后的编队量测，利用编队整体机动跟踪模型，分别实现未合并前多个编队内目标的状态更新，然后基于各目标间的空间距离和运动方式，利用循环阈值模型完成编队的重新识别，给出了编队合并跟踪模型；

（4）当编队目标发生分散时，以未分散前编队内各目标状态更新值为起点，利用四帧量测数据，基于航迹起始中修正的 3/4 逻辑法实现编队内目标的点-航互联，并利用 IMM 模型的思想对编队内的目标进行滤波，给出了编队分散跟踪模型。

基于联合概率数据互联和广义 *S*-维分配的思想，研究了集中式多传感器探测下机动编队内目标的精确跟踪算法：

（1）基于编队量测的中心点和编队航迹的中心航迹建立编队确认矩阵，通过编队确认矩阵的拆分得到多个编队互联矩阵，并推导出各互联矩阵为真的概率，最后基于各编队互联矩阵判断各编队目标的机动模式，利用相应的机动编队目标跟踪模型完成编队内目标的状态更新，并结合各互联矩阵为真的概率，基于加权平均的思想实现多传感器探测下机动编队内目标的实时估计，给出了 DSJPDA-MFTT 算法。

（2）基于编队航迹和编队量测构造多个可行性划分，并基于各可行性划分的代价函数构造 *S*-维分配问题，最后基于最优的可行性划分判定各编队目标的机动模式，利用对应的机动编队目标跟踪模型实现编队内目标的状态更新，给出了 PGSDA-MFTT 算法。

通过综合性能分析，可得出如下结论：DSJPDA-MFTT 算法和 PGSDA-MFTT 算法均能较好地解决杂波下机动编队内目标的跟踪问题；与传统多传感器机动目标跟踪算法中性能优越的 CIMM-MSMHT 算法相比，本书算法在跟踪精度、有效跟踪率和算法耗时三个方面的性能均明显优越；两者相比，DSJPDA-MFTT 算法跟踪精度和有效跟踪率高于 PGSDA-MFTT 算法，但后者的实时性略好，综合来看，DSJPDA-MFTT 算法的性能更加优越。但当用于探测的组网传感器存在系统误差时，本章算法不再适用。

4．研究了系统误差下编队目标航迹关联技术

基于模糊拓扑和误差补偿理论，研究了系统误差下编队内目标的航迹关联算法：

（1）基于系统误差对编队中心航迹的影响分析，建立第一重模糊拓扑关联模型，完成编队中心航迹的预关联和普通目标航迹的对准关联，并基于预关联编队内目标航迹之间或与参照航迹关联对之间的拓扑关系建立第二重模糊拓扑关联模型，实现编队内目标航迹的精确关联，给出了 DFT-FTTC 算法；

（2）基于编队航迹状态识别模型，搜索或建立分辨状态相同的预关联编队航迹，然后基于编队航迹系统误差估计模型和误差确认模型，获得最终的误差估计值并完成误差补偿，最后利用传统的航迹关联算法完成编队内目标航迹的精确关联，给出了 EC-FTTC 算法。

通过综合性能分析，可得出如下结论：DFT-FTTC 算法和 EC-FTTC 算法均具有较小的耗时和有效稳定的关联性，能较好地满足工程上对系统误差下编队内目标航迹的精确关联需求；与 MWTC 算法、ICT-TAC 算法及 TII-FTAC 算法相比，本书算法综合性能明显优越；两者相比，EC-FTTC 算法的正确关联概率略高，DFT-FTTC 算法的单次更新耗时略少。

由于时间和实际条件的限制，还有许多问题尚未进行深入研究；例如，密集杂波环境下部分可辨时编队内目标的航迹起始及维持技术、系统误差下集中式多传感器编队目标跟踪技术、基于随机集理论的多传感器多编队目标跟踪技术、多传感器不等维时编队内目标航迹关联技术、非线性集中式处理结构的编队目标跟踪技术、非线性分布式处理结构的编队目标跟踪技术、非线性集中式处理结构的多传感器机动编队目标跟踪技术、非线性分布式处理结构的多传感器机动编队目标跟踪技术等。作者深信，随着对多传感器编队目标跟踪研究的不断深入，编队目标跟踪技术必将在我国的国防事业和国民经济建设中发挥越来越重要的作用。

附录 A　式（2-17）中阈值参数 ε 的推导

设 $\boldsymbol{Z}_1$、$\boldsymbol{Z}_2$ 为相邻时刻预互联成功的两个编队，为讨论问题的方便，定义 $\boldsymbol{Z}_1$ 中的 $\{z_{11},z_{12},z_{13}\}$ 与 $\boldsymbol{Z}_2$ 中的 $\{z_{21},z_{22},z_{23}\}$ 分别在相邻时刻对应目标 $\{t_1,t_2,t_3\}$。z_{12},z_{13} 构成基本坐标系，z_{22},z_{23} 构成参考坐标系。

（1）推导量测误差对量测直角坐标的影响。设量测误差标准差为 $\sigma=[\sigma_\rho,\sigma_\theta]^{\mathrm{T}}$，$z_{11}=[x_{11},y_{11}]^{\mathrm{T}}=[\rho_{11},\theta_{11}]^{\mathrm{T}}$，与其对应的目标真实量测为 $\boldsymbol{z}'_{11}=[x'_{11},y'_{11}]^{\mathrm{T}}=[\rho'_{11},\theta'_{11}]^{\mathrm{T}}$。则

$$\begin{aligned}x'_{11}&=\rho'_{11}\cos\theta'_{11}=(\rho_{11}+\Delta\rho_{11})\cos(\theta_{11}+\Delta\theta_{11})\\&=\rho_{11}\cos\theta_{11}\cos\Delta\theta_{11}-\rho_{11}\sin\theta_{11}\sin\Delta\theta_{11}\\&\quad+\Delta\rho_{11}\cos\theta_{11}\cos\Delta\theta_{11}+\Delta\rho_{11}\sin\theta_{11}\sin\Delta\theta_{11}\\&\approx x_{11}\cos\Delta\theta_{11}-y_{11}\sin\Delta\theta_{11}+\Delta\rho_{11}\cos\theta_{11}\end{aligned}\tag{A-1}$$

式中，$\Delta\rho_{11}\in[-\sigma_\rho,\sigma_\rho]$，$\Delta\theta_{11}\in[-\sigma_\theta,\sigma_\theta]$，则

$$x_{11}-x'_{11}=x_{11}(1-\cos\Delta\theta_{11})+y_{11}\sin\Delta\theta_{11}-\Delta\rho_{11}\cos\theta_{11}\tag{A-2}$$

同理可得

$$y_{11}-y'_{11}=y_{11}(1-\cos\Delta\theta_{11})-x_{11}\sin\Delta\theta_{11}-\Delta\rho_{11}\sin\theta_{11}\tag{A-3}$$

经推导可得

$$\begin{cases}x_{11}-x'_{11}\in[x_{11}(1-\cos\sigma_\theta)-|\,y_{11}\sin\sigma_\theta\,|-|\,\sigma_\rho\cos\theta_{11}\,|,\\\qquad\qquad x_{11}(1-\cos\sigma_\theta)+|\,y_{11}\sin\sigma_\theta\,|+|\,\sigma_\rho\cos\theta_{11}\,|]\\y_{11}-y'_{11}\in[y_{11}(1-\cos\sigma_\theta)-|\,x_{11}\sin\sigma_\theta\,|-|\,\sigma_\rho\sin\theta_{11}\,|,\\\qquad\qquad y_{11}(1-\cos\sigma_\theta)+|\,x_{11}\sin\sigma_\theta\,|+|\,\sigma_\rho\sin\theta_{11}\,|]\end{cases}\tag{A-4}$$

同理适用于 z_{12}, z_{13}。

（2）推导直角坐标系下量测误差对相对位置矢量的影响；设 $z_{01} = z_{11} - \frac{z_{12}+z_{13}}{2} = [x_{01}, y_{01}]^{\mathrm{T}}$，其真实值为 $z'_{01} = z'_{11} - \frac{z'_{12}+z'_{13}}{2} = [x'_{01}, y'_{01}]^{\mathrm{T}}$，则

$$\begin{aligned} x_{01} - x'_{01} &= \frac{2(x_{11}-x'_{11}) - (x_{12}-x'_{12}) - (x_{13}-x'_{13})}{2} \\ &\geqslant \frac{[(2x_{11}-x_{12}-x_{13})(1-\cos\sigma_\theta) - (|y_{11}|+|y_{12}|+|y_{13}|)\sin\sigma_\theta}{2} \\ &\quad - \frac{(|\cos\theta_{11}|+|\cos\theta_{12}|+|\cos\theta_{13}|)\sigma_\rho}{2} \end{aligned} \tag{A-5}$$

因为 $\{z_{11}, z_{12}, z_{13}\}$ 属于同一预分割编队，所以

$$|x_{11}-x_{12}| \leqslant d_0, \quad |x_{11}-x_{13}| \leqslant d_0 \tag{A-6}$$

式中，d_0 为编队分割阈值，所以 $\frac{|2x_{11}-x_{12}-x_{13}|}{2} \leqslant d_0$；又因为 σ_θ 取值较小，所以 $\frac{(2x_{11}-x_{12}-x_{13})(1-\cos\sigma_\theta)}{2} \approx 0$，$\sin\Delta\theta \approx \Delta\theta$。式（A-5）可化简为

$$\begin{aligned} x_{01} - x'_{01} &\geqslant -\frac{(|y_{11}|+|y_{12}|+|y_{13}|)\sigma_\theta + (|\cos\theta_{11}|+|\cos\theta_{12}|+|\cos\theta_{13}|)\sigma_\rho}{2} \\ &= -(A_{01}\sigma_\theta + B_{01}\sigma_\rho) \end{aligned} \tag{A-7}$$

式中，$A_{01} = \frac{|y_{11}|+|y_{12}|+|y_{13}|}{2}$，$B_{01} = \frac{|\cos\theta_{11}|+|\cos\theta_{12}|+|\cos\theta_{13}|}{2}$。

所以，经推导得

$$x_{01} - x'_{01} \in [-(A_{01}\sigma_\theta + B_{01}\sigma_\rho), A_{01}\sigma_\theta + B_{01}\sigma_\rho] \tag{A-8}$$

同理可得

$$y_{01} - y'_{01} \in [-(C_{01}\sigma_\theta + D_{01}\sigma_\rho), C_{01}\sigma_\theta + D_{01}\sigma_\rho] \tag{A-9}$$

式中，$C_{01}=\dfrac{|x_{11}|+|x_{12}|+|x_{13}|}{2}$；$D_{01}=\dfrac{|\sin\theta_{11}|+|\sin\theta_{12}|+|\sin\theta_{13}|}{2}$。

（3）推导极坐标系下量测误差对相对位置矢量的影响；设 $w_{01}=\mathrm{Pol}(x_{01},y_{01})=(\rho_{01},\theta_{01})$，其真实值为 $w'_{01}=\mathrm{Pol}(x'_{01},y'_{01})=(\rho'_{01},\theta'_{01})$；式（A-8）和式（A-9）定义了直角坐标系下相对位置矢量偏离真实值的范围，经推导得

$$\rho_{01}-\rho'_{01}\in[-E_{01},E_{01}],\ \theta_{01}-\theta'_{01}\in[-F_{01},F_{01}] \tag{A-10}$$

式中，

$$\begin{cases}E_{01}=\sqrt{(A_{01}{}^2+B_{01}{}^2)\sigma_\theta^2+(C_{01}{}^2+D_{01}{}^2)\sigma_\rho^2+2(A_{01}B_{01}+C_{01}D_{01})\sigma_\theta\sigma_\rho}\\ F_{01}=\max(|\arctan\dfrac{A_{01}\sigma_\theta+B_{01}\sigma_\rho}{C_{01}\sigma_\theta+D_{01}\sigma_\rho}|,|\arctan\dfrac{C_{01}\sigma_\theta+D_{01}\sigma_\rho}{A_{01}\sigma_\theta+B_{01}\sigma_\rho}|)\end{cases} \tag{A-11}$$

同理可得，z_{21} 在参考坐标系中的相对位置矢量 w_{02} 偏离真实值的范围为

$$\rho_{02}-\rho'_{02}\in[-E_{02},E_{02}],\ \theta_{02}-\theta'_{02}\in[-F_{02},F_{02}] \tag{A-12}$$

（4）基于式（A-10）和式（A-12）及式（2-14）和式（2-15），可得 $\gamma\in[\varepsilon,1]$，其中

$$\varepsilon=\frac{\sigma(\theta)\sigma_{\max}(\rho)G(\rho)+\sigma(\theta)\sigma_{\max}(\rho)G(\theta)}{\sigma(\rho)\sigma_{\max}(\theta)+\sigma(\theta)\sigma_{\max}(\rho)} \tag{A-13}$$

式中，$G(\rho)=\dfrac{\sigma(\rho)}{\sigma(\rho)+(E_{01}+E_{02})}$，$G(\theta)=\dfrac{\sigma(\theta)}{\sigma(\theta)+(F_{01}+F_{02})}$。

附录 B　式（5-19）的推导

基于式（5-18），首先推导 ΔC_x 的表达式，令

$$a=(r_{\mathrm{A}}^{m}-\Delta r_{\mathrm{A}})\cos(\theta_{\mathrm{A}}^{m}-\Delta\theta_{\mathrm{A}})+x_{\mathrm{A}} \tag{B-1}$$

$$b=(r_{\mathrm{B}}^{n}-\Delta r_{\mathrm{B}})\cos(\theta_{\mathrm{B}}^{n}-\Delta\theta_{\mathrm{B}})+x_{\mathrm{B}} \tag{B-2}$$

将式（5-16）、式（5-17）代入式（B-1）、式（B-2）得

$$\begin{aligned}a=&x_{\mathrm{A}}+\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}(r_{\mathrm{A}l}^{m}-\Delta r_{\mathrm{A}})\cos(\theta_{\mathrm{A}l}^{m}-\Delta\theta_{\mathrm{A}})\\&+\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}(r_{\mathrm{A}l}^{m}-\Delta r_{\mathrm{A}})[\cos(\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}-\Delta\theta_{\mathrm{A}})-\cos(\theta_{\mathrm{A}l}^{m}-\Delta\theta_{\mathrm{A}})]\\=&\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\Big[(r_{\mathrm{A}l}^{m}-\Delta r_{\mathrm{A}})\cos(\theta_{\mathrm{A}l}^{m}-\Delta\theta_{\mathrm{A}})+x_{\mathrm{A}}+a_{l}\Big]\end{aligned} \tag{B-3}$$

同理可得

$$\begin{aligned}b=&x_{\mathrm{B}}+\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}(r_{\mathrm{B}l}^{n}-\Delta r_{\mathrm{B}})\cos(\theta_{\mathrm{B}l}^{n}-\Delta\theta_{\mathrm{B}})\\&+\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}(r_{\mathrm{B}l}^{n}-\Delta r_{\mathrm{B}})[\cos(\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\theta_{\mathrm{B}l}^{n}-\Delta\theta_{\mathrm{B}})-\cos(\theta_{\mathrm{B}l}^{n}-\Delta\theta_{\mathrm{B}})]\\=&\frac{1}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\Big[(r_{\mathrm{B}l}^{n}-\Delta r_{\mathrm{B}})\cos(\theta_{\mathrm{B}l}^{n}-\Delta\theta_{\mathrm{B}})+x_{\mathrm{B}}+b_{l}\Big]\end{aligned} \tag{B-4}$$

因为预关联编队 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{A}}^{m}$ 和 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{B}}^{n}$ 的分辨状态一致，所以

$$\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{n}}[(r_{\mathrm{A}l}^{m}-\Delta r_{\mathrm{A}})\cos(\theta_{\mathrm{A}l}^{m}-\Delta\theta_{\mathrm{A}})+x_{\mathrm{A}}]=\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}[(r_{\mathrm{B}l}^{n}-\Delta r_{\mathrm{A}})\cos(\theta_{\mathrm{B}l}^{n}-\Delta\theta_{\mathrm{A}})+x_{\mathrm{B}}] \quad \text{（B-5）}$$

将式（B-3）、式（B-4）、式（B-5）代入式（5-18）得

$$\Delta C_x=a-b=\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\left[a_l-b_l\right] \quad \text{（B-6）}$$

对 a_l、b_l 利用泰勒级数展开，则

$$\begin{aligned}a_l=&-2r_{\mathrm{A}l}^{m}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}-g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}+g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\\&+2r_{\mathrm{A}l}^{m}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}-g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\cos\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}+g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\Delta\theta_{\mathrm{A}}\\&+2\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}-g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}+g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\Delta r_{\mathrm{A}}\end{aligned} \quad \text{（B-7）}$$

$$\begin{aligned}b_l=&-2r_{\mathrm{B}l}^{m}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{m}-g_{\mathrm{B}}^{m}\theta_{\mathrm{B}l}^{m}}{2g_{\mathrm{B}}^{m}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{m}+g_{\mathrm{B}}^{m}\theta_{\mathrm{B}l}^{m}}{2g_{\mathrm{B}}^{m}}\\&+2r_{\mathrm{B}l}^{m}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{m}-g_{\mathrm{B}}^{m}\theta_{\mathrm{B}l}^{m}}{2g_{\mathrm{B}}^{m}}\cos\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{m}+g_{\mathrm{B}}^{m}\theta_{\mathrm{B}l}^{m}}{2g_{\mathrm{B}}^{m}}\Delta\theta_{\mathrm{B}}\\&+2\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{m}-g_{\mathrm{B}}^{m}\theta_{\mathrm{B}l}^{m}}{2g_{\mathrm{B}}^{m}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{m}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{m}+g_{\mathrm{B}}^{m}\theta_{\mathrm{B}l}^{m}}{2g_{\mathrm{B}}^{m}}\Delta r_{\mathrm{B}}\end{aligned} \quad \text{（B-8）}$$

将式（B-7）、式（B-8）代入式（B-6）可得 ΔC_x 的表达式。同理可得 ΔC_y 的表达式。将 ΔC_x、ΔC_y 的表达式代入式（5-18）可得

$$
\begin{aligned}
&(-\cos\theta_{\mathrm{A}}^{m}-\frac{2}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}-g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}+g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}})\Delta r_{\mathrm{A}}^{m}\\
&+(\cos\theta_{\mathrm{B}}^{n}+\frac{2}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{\mathrm{n}}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{n}-g_{\mathrm{B}}^{n}\theta_{\mathrm{B}l}^{n}}{2g_{\mathrm{B}}^{n}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{n}+g_{\mathrm{B}}^{n}\theta_{\mathrm{B}l}^{n}}{2g_{\mathrm{B}}^{n}})\Delta r_{\mathrm{B}}^{n}\\
&+(r_{\mathrm{A}}^{m}\sin\theta_{\mathrm{A}}^{m}-\frac{2}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}r_{\mathrm{A}l}^{m}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}-g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\cos\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}+g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}})\Delta\theta_{\mathrm{A}}^{m}\\
&+(-r_{\mathrm{B}}^{n}\sin\theta_{\mathrm{B}}^{n}+\frac{2}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}r_{\mathrm{B}l}^{n}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{n}-g_{\mathrm{B}}^{n}\theta_{\mathrm{B}l}^{n}}{2g_{\mathrm{B}}^{n}}\cos\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{n}+g_{\mathrm{B}}^{n}\theta_{\mathrm{B}l}^{n}}{2g_{\mathrm{B}}^{n}})\Delta\theta_{\mathrm{B}}^{n}\\
&=-\frac{2}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}r_{\mathrm{A}l}^{m}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}-g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}+g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\\
&+\frac{2}{g_{\mathrm{B}}^{n}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}r_{\mathrm{B}l}^{n}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{n}-g_{\mathrm{B}}^{n}\theta_{\mathrm{B}l}^{n}}{2g_{B}^{n}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{B}}^{n}}\theta_{\mathrm{B}l'}^{n}+g_{\mathrm{B}}^{n}\theta_{\mathrm{B}l}^{n}}{2g_{\mathrm{B}}^{n}}\\
&+r_{\mathrm{B}}^{n}\cos\theta_{\mathrm{B}}^{n}-r_{\mathrm{A}}^{m}\cos\theta_{\mathrm{A}}^{m}+x_{\mathrm{B}}-x_{\mathrm{A}}
\end{aligned}
\tag{B-9}
$$

将式（B-9）表示为式（5-19），即

$$
\begin{cases}
h_{1x}\Delta r_{\mathrm{A}}+h_{2x}\Delta r_{\mathrm{B}}+h_{3x}\Delta\theta_{\mathrm{A}}+h_{4x}\Delta\theta_{\mathrm{B}}=\tilde{z}_{x}\\
h_{1y}\Delta r_{\mathrm{A}}+h_{2y}\Delta r_{\mathrm{B}}+h_{3y}\Delta\theta_{\mathrm{A}}+h_{4y}\Delta\theta_{\mathrm{B}}=\tilde{z}_{y}
\end{cases}
\tag{B-10}
$$

利用三角函数中的积化和差公式，简化式（B-10）中的变量 h_{1x}，则

$$
h_{1x}=-\cos\theta_{\mathrm{A}}^{m}-\frac{2}{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}-g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}\sin\frac{\sum_{l'=1}^{g_{\mathrm{A}}^{m}}\theta_{\mathrm{A}l'}^{m}+g_{\mathrm{A}}^{m}\theta_{\mathrm{A}l}^{m}}{2g_{\mathrm{A}}^{m}}
$$

$$
\begin{aligned}
&= -\cos\frac{\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^m}\theta_{\mathrm{A}l}^m}{g_{\mathrm{A}}^m} - \frac{2}{g_{\mathrm{A}}^m}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^m}\frac{\cos\theta_{\mathrm{A}l}^m - \cos\dfrac{\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^m}\theta_{\mathrm{A}l}^m}{g_{\mathrm{A}}^m}}{2} \\
&= -\frac{1}{g_{\mathrm{A}}^m}\sum_{l=1}^{g_{\mathrm{A}}^m}\cos\theta_{\mathrm{A}l}^m
\end{aligned}
\tag{B-11}
$$

同理，可简化式（5-19）中的其他变量，最终结果同式（5-20）和式（5-21），推导完毕。

参 考 文 献

[1] 耿文东. 编队目标跟踪综述[C]. 第十届全国雷达学术年会, 2008: 367-371.

[2] 邢凤勇, 熊伟, 王海鹏. 基于聚类和 Hough 变换的多编队航迹起始算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2010, (25)6: 624-629.

[3] 周大庆, 耿文东, 倪春雷. 基于编队目标重心的航迹起始方法研究[J]. 无线电工程, 2010, 40(2): 32-34.

[4] Binias G. The Formation Tracking Procedure for Tracking in Dense Target Environment[C]. Proceedings of AGARD Conference, 1979, 6: 1-11.

[5] Flad E H. Tracking of Formation Flying Aircraft[C]. Proceedings of the IEE International Radar Conference, 1977, 10: 160-163.

[6] Gvan K, Fgan F. MHT Extraction and Track Maintenance of a Target Formation[J] .IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2002, 38(1): 288-294.

[7] 何友, 修建娟, 张晶炜. 雷达数据处理及应用（第二版）[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.

[8] 何友, 王国宏, 关欣. 信息融合理论及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.

[9] 何友, 王国宏, 陆大绘. 多传感器信息融合及应用（第二版）[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

[10] Bar-Shalom Y, Li X R. Multitarget-Multi-sensor Tracking: Principles and Technique[M]. Stors. CT: YBS Publishing, 1995.

[11] 王润生. 信息融合[M]. 北京: 科学出版社, 2007.

[12] 杨露菁. 多传感器数据融合手册[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.

[13] Mahler, Ronald P S. Statistical Multisource-multitarget Information Fusion[M]. Norwood: Artech House, 2007.

[14] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.

[15] 王小非. C3I 系统中的数据融合技术[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2006.

[16] Ruixin Niu, Blum R S, Varshney P K. Target Localization and Tracking in Noncoherent Multiple-Input Multiple-Output Radar Systems[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(2): 1466-1489.

[17] Huang C, Chen H W, Lu J Q. Partial-Information-Based Distributed Filtering in Two-Targets Tracking Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2012, 59(4): 820-832.

[18] Wieneke M, Koch W. A PMHT Approach for Extended Objects and Object Groups[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2349-2370.

[19] Zhou X Z, Lu Y, Lu J W. Abrupt Motion Tracking Via Intensively Adaptive Markov-Chain Monte Carlo Sampling[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(2): 789-801.

[20] Song T L, Musicki D, Kim D S. Gaussian Mixtures in Multi-target Tracking: a Look at Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density and Integrated Track Splitting [J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2012, 6 (5): 359-364.

[21] Cheng R, Heinzelman W, Sturge-Apple M. A Motion-Tracking Ultrasonic Sensor Array for Behavioral Monitoring[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(3): 707-712.

[22] Bae S H, Kim D Y, Yoon J H. Automated Multi-target Tracking with Kinematic and Non-kinematic Information[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2012, 6(4): 272-281.

[23] Sigalov D, Shimkin N. Cross Entropy Algorithms for Data Association in Multi-target Tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(2):

1166-1185.

[24] Ristic B, Ba-Ngu V, Clark D. A Metric for Performance Evaluation of Multi-target Tracking Algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7): 3452-3457.

[25] Yu J J, LaValle S.M. Shadow Information Spaces: Combinatorial Filters for Tracking Targets[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(2): 440-456.

[26] Ju H Y, Du Y K, Seung H B, et al. Joint Initialization and Tracking of Multiple Moving Objects Using Doppler Information[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7): 3447-3452.

[27] Yang W, Fu Y W, Long J Q. Joint Detection, Tracking, and Classification of Multiple Targets in Clutter using the PHD Filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4): 3594-3609.

[28] Tou J T, Gonzalezez R C. Pattern Recognition Principles[M]. London: Addison-Wesley Publishing Company, 1974.

[29] Shyu H C, Lin Y T, Yang J M. The Group Tracking of Targets on Sea Surface by 2-D Search Radar[C]. IEEE International Radar Conference. 1995,5:329-333.

[30] Wang H L, Wang D S, Tian L S. A New Algorithm for Group Tracking[C]. ICR2001. 2001, 7 : 1159-1163.

[31] 耿文东. 基于群目标几何中心的群起始算法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(2): 269-272.

[32] Yang C Y, Qu J M, Mao S Y. An initialization method for group tracking [C]. Proceedings of the IEEE 1995 National Aerospace and Electronics Conference, 1995, 5: 22-26.

[33] Frazier. An Algorithm for Tracking of Moving Sets[R]. Report No. ECOM-0510-4, AD-B015080L, 1976.

[34] Li Y S, Wang W L, Qiao Y J, Jiang T. Evaluation on the Anti-ship Missile Penetration

Ability of the Aircraft Carrier Formation Based on Queuing Theory[C]. 2009 International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, 2009, 4: 427-429.

[35] Binias G. Compute Controlled Tracking in Dense Target Environment Using a Phased Array Antenna[C]. 1977 IEE Conference on Radar, 1977, 10: 155-159.

[36] Taenzer E. Tracking Multiple Targets Simultaneously with a Phased Array Radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1980, 16(5): 604-614.

[37] Farina A. Radar Data Processing(Vol. II)[M]. New York: Research Studies Press LTD, 1985.

[38] S.S.Blackman. Design and Analysis of Modern Tracking Systems[M]. Norwood, MA:Artech House. 1999.

[39] Gennari G, Hager G D. Probabilistic Data Association Methods in Visual Tracking of Groups[J]. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, 6-7: 876-881.

[40] Amadou G, Lyudmila M. Ground Target Group Structure and State Estimation with Particle Filtering[J]. IEEE Transactions on Auto Control, 2010, 37(5): 1-8.

[41] Koch W, van Keuk G. Multiple Hypothesis Track Maintenance with Possibly Unresolved Measurements[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(3): 883-892.

[42] Peter J S, Kathleen A. Group Tracking Using Genetic Algorithms[C]. ISIF, 2003,7: 680-687.

[43] James P F. Group Tracking on Dynamic Networks[C]. 12th International Conference on Information Fusion, 2009, 7: 930-937.

[44] Shozo M, Chong C Y. Tracking of Groups of Targets Using Generalized Janossy Measure Density Function [C]. IEEE International Conference on Radar, 2006, 7: 1-7.

[45] Clark D, Godsill S. Group Target Tracking with the Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter[C]. Proceedings of the International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing, 2007, 12: 149-154.

[46] Lyudmila M. Group Object Structure and State Estimation in The Presence of Measurement Origin Uncertainty[C]. 2009 IEEE 15th Workshop on Statistical Signal Processing, 2009, 8: 473-476.

[47] Feldmann M, Franken D. Advances on Tracking of Extended Objects and Group Targets Using Random Matrices[C]. 12th International Conference on Information Fusion, 2009, 7: 1029-1036.

[48] Lian F, Han C Z, Liu W F. Sequential Monte Carlo Implementation and State Extraction of the Group Probability Hypothsis Density Filter for Partly Unresolvable Group Targets-tracking Problem[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2010, 4(5): 685-702.

[49] 耿文东. 基于 PDA 的群目标合并与分离方法研究[J]. 无线电工程. 2007, 37(2): 24-26.

[50] 刘红, 耿文东. 基于模式空间的目标合并与分离方法研究[J]. 无线电工程, 2010, 40(2): 53-56.

[51] Septier F, Pang Sz K. Tracking of Coordinated Groups Using Marginalized MCMC-Besed Particle Algorithm[J]. IEEE Transactions on Auto Control, 2009, 31(2): 1-11.

[52] Peng Z H, Sun L, Chen J. Path Planning of Multiple UAVs Low-altitude Penetration Based on Improved Multi-agent Coevolutionary Algorithm[C]. 2011 30th Chinese Control Conference, 2011, 7: 4056-4061.

[53] Zhen Q, Shelton C R. Improving Multi-target Tracking via Social Grouping[C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012, 7: 1972-1978.

[54] Xiong W, He Y, Zhang J W. Particle Filter Method for a Centralized Multi-sensor System[J]. Springer: Lecture Notes in Computer Science, 2006, 39(30): 64-69.

[55] Songhwai O, Russell S, Sastry S. Markov Chain Monte Carlo Data Association for Multi-target Tracking[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(3): 481-497.

[56] 何友, 王海鹏, 熊伟. 集中式多传感器概率最近邻域算法[J]. 仪器仪表学报, 2010: 31(11): 2500-2508.

[57] Liu B, Ji C, Zhang Y. Multi-target Tracking in Clutter with Sequential Monte Carlo Methods[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2010, 4(5): 662-672.

[58] 熊伟, 张晶炜, 何友. 基于 S-D 分配的集中式多传感器联合概率数据互联算法[J]. 清华大学学报, 2005, 45(4): 452-455.

[59] 张晶炜, 何友, 熊伟. 集中式多传感器模糊联合概率数据互联算法[J]. 清华大学学报, 2007, 47(7): 1188-1192.

[60] Wang X Z, Musicki D, Ellem R, et al. Efficient and Enhanced Multi-target Tracking with Doppler Measurements[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(4): 1400-1417.

[61] Lin X, Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Exact Multi-sensor Dynamic Bias Estimation with Local Tracks[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 576-590.

[62] 熊伟, 潘旭东, 彭应宁. 基于不敏变换的动基座传感器偏差估计方法[J]. 航空学报, 2010, 31(4): 819-824.

[63] 熊伟, 邢凤勇, 彭应宁. 基于合作目标的运动平台载体传感器偏差估计方法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(3):544-547.

[64] 董云龙, 何友, 王国宏, 修建华. 基于 ECEF 的广义最小二乘误差配准技术[J]. 航空学报, 2006, 27(3): 463-467.

[65] 崔亚奇, 熊伟, 何友. 基于 MLR 的机动平台传感器误差配准算法[J]. 航空学报, 2012, 33(1): 118-129.

[66] Li B B, Feng X X, Wang Z Y. A Novel Three-Dimensional Data Association Algorithm for 2D Radar and Sensors[C]. 2010 2nd International Conference on Signal Processing System, 2010, 7: 668-670.

[67] Lian W, Yonggao J, Dingzhang D. Particle Filter Initialization in Non-linear Non-Gaussian Radar Target Tracking [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2007, 18(3): 491-496.

[68] Toledano D T, Villardebo J G, Gomez L H. Initialization, Training, and Context-dependency in HMM-based Formant Tracking[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2006, 14(2): 511-523.

[69] Jie C, Sinha A, Kirubarajan T. EM-ML Algorithm for Track Initialization Using Possibly Noninformative Data[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 1030-1048.

[70] Yeom S W, Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Track Segment Association, Fine-Step IMM and Initialization with Doppler for Improved Track Performance[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(1): 293-309.

[71] Musicki D, Evans R. Clutter Map Information for Data Association and Track Initialization[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 387-398.

[72] Yu M H, Meyer M P. Closed-Form Solution of a Recursive Tracking Filter with a Priori Velocity Initialization[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1985, 21(2): 262-264.

[73] 徐惠钢, 徐本连, 朱继红. 基于蚁群聚类的多目标跟踪航迹起始方法[J]. 南京理工大学学报, 2011, 35(6): 774-780.

[74] 叶小燕. 一种航迹起始的新方法研究[J]. 信息技术, 2011, (11): 113-116.

[75] 孙立炜, 王杰贵. 一种有源无源联合定位系统的航迹起始方法[J]. 现代防御技术,

2011, 39(5): 113-119.

[76] 朱洪艳, 韩崇昭, 韩红. 航迹起始算法研究[J]. 航空学报, 2004, 25(03): 77-81.

[77] 王峰. 基于 Hough 变换的航迹起始算法[J]. 杭州电子科技大学学报, 2008, 28(6): 90-93.

[78] 王峰, 罗利强, 郝小宁. 航迹起始算法及其性能仿真[J].火控雷达技术, 2009, 38(1): 58-60.

[79] 彭俏, 林华, 石章松. 基于交互式多模型的多假设航迹起始算法[J]. 指挥控制与仿真, 2010, 32(2): 63-65.

[80] Xia D, Cha H, Xiao C S. A New Hough Transform Applied in Track Initiation[C]. 2011 International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks, 2011, 4: 30-33.

[81] 张彦航, 苏小红, 马培军. 减法聚类的 Hough 变换航迹起始算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2010, 42(2): 101-104.

[82] 李静, 潘泉. 基于运动约束二步聚类 Hough 变换航迹起始算法[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(11): 168-171.

[83] 赵志超, 饶彬, 王雪松. 基于概率网格 Hough 变换的多雷达航迹起始算法[J]. 航空学报, 2010, (31)11: 2209-2215.

[84] 金术玲, 梁彦, 王增福. 两级 Hough 变换航迹起始算法[J]. 电子学报, 2008, (36)3: 590-593.

[85] 汤琦, 黄建国, 杨旭东. 航迹起始算法及性能仿真[J]. 系统仿真学报, 2007, (19)1: 149-152.

[86] 战立晓, 汤子跃, 朱振波. 球-地双基地雷达云雨杂波建模与仿真研究[J]. 现代雷达, 2012, 34(1): 30-36.

[87] 战立晓, 汤子跃, 朱振波. 气球载雷达云雨杂波建模与仿真[J]. 雷达科学与技术, 2010,

8(1): 15-19.

[88] 陈源, 武文, 王晓军, 林瑞平. VHF 频段地空情报雷达云雨杂波模拟[J]. 空军雷达学院学报, 2010,24(3): 163-166.

[89] Benzon H H, Bovith T. Simulation and Prediction of Weather Radar Clutter Using a Wave Propagator on High Resolution NWP Data[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2008, 56(12): 3885-3890.

[90] Stassen M L A. Analog and Flexible Digital Suppression of Narrow-Band Interference in UWB[C]. 2010 17th IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology in the Benelux, 2010,11: 24-25.

[91] Yao Lin-Peng, Zheng Wen-Dong, Qian Yong. A Narrow-band Interference Suppression Method Based on EEMD for Partial Discharge[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(22): 133-139.

[92] Wang Z H, Zhou S L, Catipovic J. Parameterized Cancellation of Partial-Band Partial-Block-Duration Interference for Underwater Acoustic OFDM[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(4): 1782-1795.

[93] 吴洪. 非均匀杂波环境下相控阵机载雷达 STAP 技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2007.

[94] Tamaoki M, Denno S, Furuno T. Adaptive Multiband Array for Cancelling Co-Channel Interference and Image-Band Interference[C]. 2009 IEEE 69th Vehicular Technology Conference, 2009, 4: 1-4; 26-29.

[95] Zhang Jingwei, Xiu Jianjuan, He You, Xiong Wei. Distributed Interacted Multi-sensor Joint Probabilistic Data Association Algorithm Based on D-S Theory[J]. Science in China: Information Sciences, 2006, 49(2): 219-227.

[96] Wenling L, Yingmin J. Consensus-based Distributed Multiple Model UKF for Jump

Markov Nonlinear Systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(1): 227-233.

[97] Nadarajah N, Tharmarasa R, McDonald M, et al. IMM Forward Filtering and Backward Smoothing for Maneuvering Target Tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2673-2678.

[98] Malanowski M. Detection and Parameter Estimation of Manoeuvring Targets with Passive Bistatic Radar[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2012, 6(8): 739-745.

[99] Li W, Jia Y. State Estimation for Jump Markov Linear Systems by Variational Bayesian Approximation[J]. Control IET Theory and Applications, 2012, 6(2): 319-326.

[100] Li H W, Wang J. Particle Filter for Maneuvering Target Tracking via Passive Radar Measurements with Glint Noise[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2012, 6(3): 180-189.

[101] Zhang S, Bar-Shalom Y. Track Segment Association for GMTI Tracks of Evasive Move-Stop-Move Maneuvering Targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3): 1899-1914.

[102] Yong W, Yicheng J. Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging of Maneuvering Target Based on the Product Generalized Cubic Phase Function[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(5): 958-962.

[103] Taek L S, Musicki D, Kim D S. Target Tracking With Target State Dependent Detection[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(3): 1063-1074.

[104] Jing L, Han C Z, Vadakkepat P. Process Noise Identification Based Particle Filter: an Efficient Method to Track Highly Manoeuvring Targets[J]. IET Signal Processing, 2011, 5(6): 538-546.

[105] Hongqi F, Yilong Z, Qiang F. Impact of Mode Decision Delay on Estimation Error for Maneuvering Target Interception[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic

Systems, 2011, 47(1): 702-711.

[106] Foo P H, Ng G W. Combining the Interacting Multiple Model Method with Particle Filters for Manoeuvring Target Tracking[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2011, 5(3): 234-255.

[107] Wenchen L, Xuesong W, Guoyu W. Scaled Radon-Wigner Transform Imaging and Scaling of Maneuvering Target[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(4): 2043-2051.

[108] Sun F, Xu E, Ma H. Design and Comparison of Minimal Symmetric Model-subset for Maneuvering Target Tracking[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2010, 21(2): 268-272.

[109] Jauffret C, Pillon D, Pignol A C. Bearings-Only Maneuvering Target Motion Analysis from a Nonmaneuvering Platform[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(4): 1934-1949.

[110] Fu X, Jia Y, Du J, et al. New Interacting Multiple Model Algorithms for the Tracking of the Manoeuvring Target[J]. IET Control Theory and Applications, 2010, 4(10): 2184-2194.

[111] Dakovic X M, Thayaparan T, Stankovic L. Time-frequency-based Detection of Fast Manoeuvring Targets[J]. IET Signal Processing, 2010, 4(3): 287-297.

[112] Chen X, Dou L, Zhang J. Method for Maneuvering Target Video Frequency Tracking Based on Inductive Factor of Posture Information[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2010, 21(2): 261-267.

[113] Khaloozadeh H, Karsaz A. Modified Input Estimation Technique for Tracking Manoeuvring Targets[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2009, 3(1): 30-41.

[114] Bilik I., Tabrikian J.. Maneuvering Target Tracking in the Presence of Glint using the

Nonlinear Gaussian Mixture Kalman Filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1): 246-262.

[115] Jain V, Blair W D. Filter Design for Steady-State Tracking of Maneuvering Targets with LFM Waveforms[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(2): 765-773.

[116] Punithakumar K, Kirubarajan T, Sinha A. Multiple-model Probability Hypothesis Density Filter for Tracking Maneuvering Targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(1): 87-98.

[117] Xin Fan, Guoliang Fan, Havlicek J.P.. Generative Model for Maneuvering Target Tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 635-655.

[118] Ding Q X, Liang G W, Tian Y. Adaptive Variable Structure Multiple Model Filter for High Maneuvering Target Tracking[C]. 2010 International Conference on Computational and Information Sciences, 2010, 12: 289-292.

[119] Puranik S, Tugnait J K. Tracking of Multiple Maneuvering Targets Using Multiscan JPDA and IMM Filtering[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(1): 23-35.

[120] 周宏仁. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.

[121] Papageorgiou D J, Holender M. Track-to-track Association and Ambiguity Management in the Presence of Sensor Bias[C]. 2009 12th International Conference on Information Fusion, 2009, 7: 2012-2019.

[122] 刘德浩, 王国宏, 陈中华. 基于数据拟合的航迹关联方法[J]. 电光与控制, 2012, 19(04): 23-25, 38.

[123] Wang G, Zhang X, Tan S. Effect of Biased Estimation on Radar-to-ESM Track

Association[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2012, 23(2): 188-194.

[124] 石玥, 王钺, 周淑华等. 雷达组网中联合数据关联与偏差估计方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(11):1668-1671,1678.

[125] Li Z H, Chen S Y, Leung H, et al. Joint Data Association, Registration, and Fusion using EM-KF[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 496-507.

[126] Mori S. Performance Analysis of Centroid Matching Relative Bias Estimation Algorithm[R]. BAE-AIT Technical Note, 2007, 4.

[127] Lin L, Bar-Shalom Y, Kirubarajan T. New Assignment-Based Data Association for Tracking Move-stop-move Targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 714-725.

[128] Papageorgiou D J, Sergi J D. Simultaneous Track-to-Track Association and Bias Removal Using Multistart Local Search[C]. 2008 IEEE Aerospace Conference, 2008, 3: 1-14.

[129] 陈世友, 肖厚, 刘颢. 航迹关联不确定度的表示[J]. 电子学报, 2011, 39(07): 1589-1593.

[130] 方亮. 系统偏差条件下的航迹相关技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2009.

[131] 刘德浩, 王国宏, 陈垒. 一种存在系统偏差的航迹关联方法[J]. 雷达科学与技术, 2011, 9(06): 542-546.

[132] 杨哲, 韩崇昭, 李晨, 褚敏. 基于目标之间拓扑信息的数据关联方法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(9): 2357-2360.

[133] Du X J, Wang Y, Shan X M. Track-to-track Association Using Reference Topology In the Presence of Sensor Bias[C]. 2010 IEEE 10th International Conference on Signal Processing, 2010, 10: 2196-2201.

[134] 衣晓, 张怀巍. 极坐标系下的航迹灰色区间关联算法[J]. 舰船电子工程, 2012, 32(08): 45-47, 66.

[135] 何友, 宋强, 熊伟. 基于 Fourier 变换的航迹对准关联算法[J]. 航空学报, 2010, 31(2):356-362.

[136] 刘德浩, 王国宏, 陈中华. 系统误差下的模糊航迹关联方法[J]. 现代防御技术, 2012, 40(3): 128-131.

[137] 方亮, 杨宏文, 胡卫东. 一种系统偏差条件下的航迹关联方法[C]. 第十四届全国信号处理学术年会, 2009, 25(8): 483-486.

[138] 张翔宇, 王国宏, 王娜. 系统误差下异地配置的雷达和电子支援系统测量航迹关联[J], 电光与控制, 2012, 19(3): 30-35.

[139] 沈蕾, 李燕菲. 一种抗差型航迹关联算法研究[J]. 舰船电子工程, 2008, 28(10): 135-138.

[140] 陈列. 雷达情报数据融合系统的误差校正与航迹关联技术研究[D]. 南京: 南京理工大学硕士毕业论文, 2007.

[141] 张翔宇, 王国宏, 李世忠. 系统误差对雷达和 ESM 航迹关联的影响[J]. 火力与指挥控制, 2012, 36(7): 39-41.

[142] 石玥, 王钺, 王树刚等. 基于目标参照拓扑的模糊航迹关联方法[J]. 国防科技大学学报, 2006: 28(4): 105-109.

[143] 宋强, 熊伟, 何友. 基于目标不变信息量的模糊航迹对准关联算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(1): 190-195.

[144] 宋强, 熊伟, 何友. 基于复数域拓扑描述的航迹对准关联算法[J]. 宇航学报, 2011, 32(3): 560-566.

[145] 吴泽民, 任姝婕, 刘熹. 基于拓扑序列法的航迹关联算法[J]. 航空学报, 2009, 30(10): 1937-1942.

[146] 何友, 宋强, 熊伟. 基于相位相关的目标航迹对准关联技术[J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2718-2723.

[147] 宋强. 目标航迹对准关联与传感器系统误差估计算法研究[D]. 烟台: 海军航空工程学院博士论文, 2011.

[148] 熊伟, 高峰, 王海鹏. 基于互信息的航迹对准关联算法[J]. 电光与控制, 2012, 19(5): 15-19.

[149] 王海鹏. 多传感器多目标跟踪新算法研究[D]. 烟台: 海军航空工程学院硕士学位论文, 2009.

[150] 衣晓, 关欣, 何友. 分布式多目标跟踪系统的灰色航迹关联模型[J]. 信号处理, 2005, (21)6: 653-655.

[151] Abdul R M, Mahalekshmi M C. Automated Object Recognition and Pattern Matching Analysis of Runways Using Surface Track Data[C]. 2011 3rd International Conference on Electronics Computer Technology, 2011, 4: 46-51.

[152] Masood-Ur-Rehman M, Fang J C, Saffih F. Automatic Star Pattern Recognition in Tracking Mode[C]. 2009 6th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology, 2009, 1: 249-252.

[153] Graciano A B V, Cesar R M, Bloch I. Graph-based Object Tracking Using Structural Pattern Recognition[C]. 2007 Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, 2007, 10: 179-186.

[154] Badri J, Tilmant C, Lavest J M. Hybrid Sensors Calibration: Application to Pattern Recognition and Tracking[C]. 2007 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing, 2007, 10: 1-5.

[155] 邓鲁华, 张延恒. 数字图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.

[156] 崔亚奇, 宋强, 何友. 系统偏差情况下的目标跟踪技术[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(8):1848-1854.

反侵权盗版声明

电子工业出版社依法对本作品享有专有出版权。任何未经权利人书面许可，复制、销售或通过信息网络传播本作品的行为；歪曲、篡改、剽窃本作品的行为，均违反《中华人民共和国著作权法》，其行为人应承担相应的民事责任和行政责任，构成犯罪的，将被依法追究刑事责任。

为了维护市场秩序，保护权利人的合法权益，我社将依法查处和打击侵权盗版的单位和个人。欢迎社会各界人士积极举报侵权盗版行为，本社将奖励举报有功人员，并保证举报人的信息不被泄露。

举报电话：（010）88254396；（010）88258888
传　　真：（010）88254397
E-mail：　dbqq@phei.com.cn
通信地址：北京市万寿路 173 信箱
　　电子工业出版社总编办公室
邮　　编：100036